

AHP 기법을 이용한 최적 구조 설계

양영순*, 장범선**

Optimum Structural Design Using AHP Technique

by

Yang, Young-Soon* and Jang, Beom-Seon**

요 약

설계자는 설계를 진행시켜 가면서 많은 의사 결정을 내려야 한다. 그 결정은 크게 선택 결정과 타협 결정으로 나뉘어질 수 있다. 두 결정의 결과는 설계자의 의사에 크게 의존하기 때문에 설계자의 의사를 체계적이고 정확하게 반영시켜줄 필요가 있다. AHP 기법은 불분명한 선택 문제에 있어서 문제를 계층적으로 분석하여 평가함으로써 설계자의 의사를 체계적으로 반영시켜줄 수 있다. 또한 정성적인 성질들을 정량적인 판단 기준에 따라 평가함으로써 설계자의 의사를 보다 일관적으로 반영할 수 있다.

보통 공학 문제의 경우 하나의 설계 대안을 선택하고 또한 그 대안의 주요 치수를 동시에 결정해야 하는 결합된 문제이다. 이때 선택에 필요한 각 대안의 속성이 타협 문제 변수들의 함수로 표현되기 때문에 최적화 과정 중에 계속 변화하게 된다. 또한 여러 속성을 고려할 경우 자릿수와 단위가 모두 다르기 때문에 속성들의 평가가 표준적으로 이루어져야 한다. 이 부분에 학습된 인공 신경망을 도입함으로써 변화하는 속성치를 자동적으로 평가할 수 있으며 설계자의 의사와 경험적인 지식도 반영할 수 있게 하였다.

Abstract

A designer must make a lot of decisions in a design process. The decisions may be classified into selection decisions and compromise decisions. As the results of two decisions depends on the designer's intention, it is necessary that the designer's intention should be reflected in the design systematically and precisely. As the AHP (Analytic Hierarchy Process) technique analyzes and evaluates a obscure selection problem hierarchically, designer's intention can be reflected in the design systematically. Also as qualitative attributes can be rated at quantitative criterion, the designer's intention can be reflected consistently.

접수일자: 1998년 12월 19일, 재접수일자: 1999년 2월 2일

* 정회원, 서울대학교 조선해양공학과

** 학생회원, 서울대학교 조선해양공학과 박사과정

Usually an engineering problem is a coupled problem in which a designer must select one alternative from a set of alternatives and find optimal characteristics of the alternative concurrently. As considered attributes are functions of the compromise system variables and the attributes's units and orders are different each other, attribute ratings must be normalized. This paper introduces a neural network at this normalization. So the attribute ratings can reflect designer's intention and the knowledge from his(her) experience automatically.

1. 서론

공학 설계는 여러 설계 대안들 중 하나를 선택하는 선택 과정과 여러 가지 목표들의 타협을 통해서 설계 대안의 설계 변수 값을 결정하는 타협 과정의 수많은 연속으로 볼 수 있다. 설계자는 가능한 많은 정보와 지식을 바탕으로 종합적인 결정을 내려야 한다. 하지만 지금까지의 설계에 대한 접근 방식은 여전히 순차적이고 반복적인 채로 남아있으며 컴퓨터는 강력한 계산기로서만 이용되어 왔다.

Mistree는 정보의 표현, 관리, 처리를 통합하는 종합적인 접근 방법으로서 Decision-Based Design(DBD)[1][2][3]이라는 개념적인 모델을 제시하고 있다. "설계자의 주요 역할은 의사 결정을 내리는 것이다" 라는 관점에서 설계 과정을 결정들의 연속으로 묘사하고 이런 결정들의 동시적인 해결을 통해 종합적인 접근을 시도하고 있다. 특히 선택 결정의 수학적인 정식화를 가능케 함으로써 서로 강력하게 결합된 선택 타협 문제의 동시적인 해결을 가능케 하였다.

한편 선택 결정이나 타협 결정은 결국 설계자의 가치 기준에 크게 의존하기 때문에 설계자의 의사를 체계화하여 정확하게 반영시켜줄 방법에 대한 필요성을 인식하게 되었다.

Thomas L. Satty에 의해 개발된 AHP (Analytic Hierarchy Process)[4][5]는 정성적인 속성들을 정량화하여 평가함으로써, 보다 일관적이고 체계적으로 설계자의 의사를 반영하도록 도와준다.

공학 설계에서 속성들은 보통 정량적인 지표를 통해 표현되는데 이 지표 값의 자릿수와 단위가 모두 다르기 때문에 이를 표준화 시켜줄 필요가

있다. Mistree의 이런 표준화 평가 과정은 설계 대안간의 상대적인 평가에만 의존하기 때문에 자칫 비합리적인 결정을 내릴 위험성을 내포하고 있다.

본 연구에서는 DBD의 선택 문제에 AHP 기법을 도입함으로써 전체적인 관점에서, 그리고 단순히 정량적인 지표에 표현되지 않는 다른 의미까지 결정에 반영되도록 하고 있다. 또한 전문가의 평가를 학습한 인공 신경망[8]을 이용함으로써, 속성에 대한 지표 값이 계속 변하는 선택 타협 문제의 속성 평가를 자동화시킬 수 있게 하였다. 결국 공학 설계의 기초가 되는 의사 결정에 AHP 기법과 인공 신경망을 도입함으로써 설계자의 의사를 최대한으로 반영한, 효과적인 최적 구조 설계를 도모하고자 한다.

2. 결정에 기초한 설계 방법

(A Decision-based Design)

설계는 제품에 대한 요구 조건에 대한 정보를 제품에 대한 지식으로 전환하는 작업이다. 결정에 기초한 설계(DBD: Decision Based Design) [1][2][3]에서는 이런 전환이 의사 결정(decision making)을 통해 이루어지며 설계자의 역할은 의사 결정을 수행하는 것이라고 주장하고 있다.

2.1 선택 결정과 타협 결정

설계 과정에서 필요한 결정들은 선택, 타협 그리고 두 가지의 결합형으로 분류될 수 있다. 보통 공학 문제에서는 선택 문제와 타협 문제가 결합된 경우가 많다.

Mistree는 선택 문제를 0-1 변수만을 갖는 integer programming으로 치환함으로써, 공학 문제에 있어서 결합된 선택 타협 문제를 하나의 최

적화 문제로 묶어 내고 있다. 이를 통해 순차적이고 반복적인 전통적 설계 방법과는 달리, 최적의 설계 대안과 그 대안의 주요 특성치를 동시에 결정할 수 있게 하였다. 본 연구에서는 유[7]의 유전자 알고리즘을 통해 결합된 선택 타협 문제의 해를 구하고 있다.

3. AHP (Analytic Hierarchy Process)

3.1 AHP의 주요 특징[4][5]

- (1) 정성적인 문제를 정량적인 기준에 따라 평가함으로써 의사결정을 체계적으로 할 수 있다.
- (2) 복잡하고 불명확한 문제를 여러 계층으로 나누고 일대일 비교를 통해 각각의 중요성이나 성취도를 평가함으로써 설계자는 좀더 정확한 의사결정을 할 수 있다.
- (3) 다수 관계자들의 의견과 그들의 비중을 함께 반영함으로써 보다 객관적인 평가를 할 수 있다.

먼저 Fig. 1과 같은 계층구조를 만들어 각 평가 기준들의 가중치를, 일대일 비교를 통해 결정한다. 다음 각 평가 기준에 대한 설계 대안들의 선호도(성취도)를 마찬가지로 일대일 비교를 통해 평가한 후, 최종 결정 관점에서 각 대안들의 평가치로 환산하여 최종 선택을 한다. 여기서 평가 기준은 다시 세분화되어 여러 Level로 나뉘어질 수 있으며 독립성과 비슷한 정도의 중요도가 유지되어야 한다.

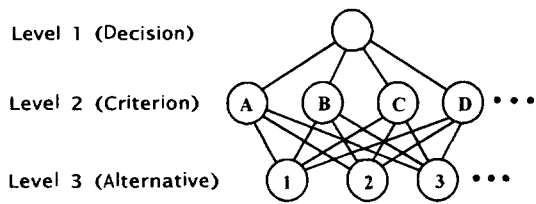


Fig. 1 The hierarchy of decision problem

3.2 개별 비교와 가중치 계산

평가 기준들의 가중치와 설계 대안들의 평가 기준에 대한 선호도(성취도) 계산시 한 번에 전체

비교를 하기 어렵기 때문에 Table 1과 같이 개별 비교를 이용한다.

“요소 i는 요소 j와 비교하여 어느 정도 중요한가?”에 대한 답으로 1-9의 값을 얻어 Table 2와 같은 비교 행렬을 얻는다. 이때 ‘중요하다’는 말은 상황에 따라 ‘좋다’, ‘만족스럽다’, ‘가능성 있다’ 등으로 대체될 수 있다.

Table 1 Individual comparison

How strongly more important is element i than element j?

Compared with Element j. Element i is	a_{ij}
Equally more important	1
Weakly more important	3
Strongly more important	5
Very strongly more important	7
Absolutely more important	9
* Intermediate values	2, 4, 6, 8
$a_{ii} = 1 \quad a_{ij} = 1/a_{ji}$	

Table 2 The pairwise comparison matrix A

	A	B	C	D
A	1	a_{12}	a_{13}	a_{14}
B	$1/a_{12}$	1	a_{23}	a_{24}
C	$1/a_{13}$	$1/a_{23}$	1	a_{34}
D	$1/a_{14}$	$1/a_{24}$	$1/a_{34}$	1

이렇게 만들어진 비교 행렬 A의 고유 벡터(W)를 구하면 각 요소들의 상대적인 중요성을 대표하는데 적절하게 이용될 수 있다. 다음 각 대안의 선호도(성취도)에 각 평가 기준의 가중치를 곱해 대안별로 모두 합산하면 각 대안의 종합 평가치가 된다.

이때 Table 2와 같은 일련의 개별비교간에는 일관성이 있어야 한다. 행렬 A의 가장 큰 고유치 λ_{max} 가 n에 가까울수록 평가의 정합성(consistency)이 높다고 할 수 있다.

4. 최적화 과정에서의 AHP의 이용

4.1 정량적 수치의 정성적 평가

보통 공학문제에서 설계 대안들을 선택할 때 평가기준이 되는 속성은 어떤 정량적 지표로 표현되기 마련이다. 하지만 각 속성들의 정량적 지표는 서로 다른 자릿수와 단위를 가지기 때문에 반드시 표준화(normalize) 작업이 필요하다. Mistree는 다음 식과 같이 어떤 속성에 대해 여러 대안들의 성취도를 평가할 때 가장 좋은 속성치에 1을, 가장 나쁜 속성치에 0을 두고 그 사이값은 선형 보간을 통해 표준화(normalize)한다.

(a) 클수록 좋은 경우

$$R_{ij} = \frac{(A_{ij} - A_{jmin})}{(A_{jmax} - A_{jmin})}$$

(b) 작을수록 좋은 경우

$$R_{ij} = 1 - \frac{(A_{ij} - A_{jmin})}{(A_{jmax} - A_{jmin})}$$

A_{ij} : i 번째 대안의 j 번째 속성치

R_{ij} : 표준화된 i 번째 대안의 j 번째 속성치

이렇게 표준화된 R_{ij} 와 각 속성의 가중치 I_j 를 이용해 각 대안의 Merit Function(MF)을 다음과 같이 정의하고 그 값이 가장 큰 대안을 선택하도록 한다.

$$MF_i = \sum_{j=1}^m I_j R_{ij} ; i=1, 2, \dots, m$$

I_j : 속성의 가중치

Mistree의 위와 같은 표준화 방법은 주어진 대안간의 상대 평가로, 전체적인 관점에서의 평가가 어렵다는 단점이 있다. 또한 속성의 선호도도 속성치와 반드시 선형 비례한다고 하기도 어렵다.

공학 문제는 속성 지표와 선호도와와의 정확한 관계를 수학적 함수로서 표현하기 어려울 때가 많다. 따라서 설계자는 주어진 대안들의 속성치뿐만 아니라 경험이나 설계 외적인 정보들도 함께 고려해 선호도를 평가할 필요가 있다. AHP 기법은 전적으로 설계자의 판단에 근거하기 때문에 이를 효과적으로 수용할 수 있다.

4.2 AHP 기법을 이용한 선택 결정 예제

- 재료 선택 문제

세 부재 A, B, C 중 강도(극한강도로 평가)와 비용을 평가해 하나를 선택하는 문제를 예로 들어 보자. 이때 단면에 걸리는 최대 응력은 30MPa 정도이고 비용은 최소한 \$150 이하이어야 한다.

먼저 평가기준이 되는 강도와 비용의 가중치를 일대일 비교를 통해 가중치를 결정한다. 즉 '강도가 비용에 비해 얼마나 중요한가?'를 '약간 중요하다(2)'로 평가해 극한 강도와 비용의 가중치는 {0.67, 0.33} 가 된다. 다음 Table 3과 같은 각 대안들의 속성치를 바탕으로 Table 4에서는 Mistree의 방법을 이용해 속성 평가를 표준화한다. 이때 괄호 안의 값들은 AHP 기법의 선호도와 마찬가지로 그 합들이 1이 되도록 다시 표준화한 값과 그에 대한 MF의 값이다.

Table 3 The attribute values of materials A, B, C

Materials	Ultimate Strength(0.67)	Cost(0.33)
A	50 MPa	\$ 100
B	45 MPa	\$ 90
C	45 MPa	\$ 50

Table 4 Normalization of the ratings by Mistree's method

Materials	Ultimate Strength (0.67)	Cost(0.33)	MF
A	1(1.0)	0.0(0.000)	0.670(0.750)
B	0(0.0)	0.2(0.167)	0.066(0.055)
C	0(0.0)	1.0(0.833)	0.330(0.275)

Mistree 방법에 의한 결과는 Table 4와 같이 MF 값이 가장 큰 재료 A가 선택되고 있다. AHP에 의한 방법에서는 요구되는 극한 강도가 30MPa 정도이므로 극한강도 50MPa과 45MPa는 모두 충분히 좋다고 할 수 있으며 비용은 적을수록 좋기 때문에 비용 \$50은 \$100이나 \$90에 비해 매우 좋다고 할 수 있다. 두 속성에 대한 일대일 비교를 통하여 Table 5와 Table 6과 같은 비교행렬을 구성하고 이들의 고유벡터 W를 구해 각 대

안의 선호도를 구했다. 또한 고유치 λ_{max} 가 대안의 개수 3에 근사하다는 것을 통해 높은 적합성을 확인하였다. Table 7은 각 대안의 MF 값을 보여주고 있다. 극한 강도에 더 큰 가중치를 두었음에도 불구하고 세 대안의 극한강도에 대한 평가가 비슷하기 때문에 비용이 월등히 적은 대안 C가 예상대로 선택되고 있음을 보여주고 있다.

Table 5 Comparison with respect to the ultimate strength

	A	B	C
A	1	2	2
B	1/2	1	1
C	1/2	1	1

$W = \{0.5, 0.25, 0.25\} \lambda_{max} = 3.0$

Table 6 Comparison with respect to the cost

	A	B	C
A	1	1/3	1/9
B	3	1	1/7
C	9	7	1

$W = \{0.065, 0.148, 0.785\} \lambda_{max} = 3.08$

Table 7 Normalization of the ratings by AHP method

Material	Ultimate Strength(0.67)	Cost(0.33)	MF
A	0.5	0.065	0.366
B	0.25	0.148	0.216
C	0.25	0.785	0.427

4.3 결합된 선택 타협 문제에서의 속성 평가 방법-인공 신경망의 AHP과정 모사

결합된 선택 타협 문제는 선택 기준이 되는 속성들의 값이 최적화 과정에서 타협 문제의 설계 변수에 따라 계속 변하기 때문에 자동적으로 표준화해야 할 필요가 있다.

Mistree의 방법은 주어진 대안간의 상대평가로 전체적인 관점에서의 평가가 어렵다. 또한 평가 자료로서 정량적인 수치에만 의존하기 때문에 설

계자의 의사가 개입될 여지가 적다. 하지만 coding에 의한 자동화로 그 속성값이 계속 변하는 경우 간단하게 표준화 할 수 있다.

AHP 기법은 애초에 대안들의 정량화되기 어려운 정성적인 속성들을 비교해 대안들의 우월한 정도를 정량화할 목적으로 만들어졌다. 따라서 전적으로 사람의 의사에 기초한 방법이기 때문에 설계자는 여러 가지 조건을 적절히 고려하여 전체적인 관점에서 판단할 수 있다. 반면 속성값이 계속해서 변하는 경우 일일이 사람이 직접 평가한다는 것은 불가능하다.

이 부분에 AHP의 일대일 비교부분을 인공 신경망[8]에 학습시켜 자동화를 꾀하였다. 전문가는 다양한 속성치를 조합하여 일대일 비교를 실시하고 이를 인공 신경망에 학습시킨다. 다음 최적화 과정 중 끊임없이 변하는 속성들의 일대일 비교를 인공 신경망에 의한 모사를 통해 자동화하여 비교 행렬 A를 만든다. 이 비교 행렬의 고유치를 구해 적합성을 평가하고 고유벡터를 구해 표준화된 속성 평가치를 구한다. 학습된 인공 신경망의 구조는 다음과 같다.

입력 NODE :2, 두 정량적인 속성치 X, Y
 출력 NODE :1, X는 Y에 비해 얼마나 우수한가?
 은닉 NODE :2*(입력 NODE 수) + 1 = 5

4.4 인공 신경망을 이용한 AHP 적용 예제 - 3 Bar Truss

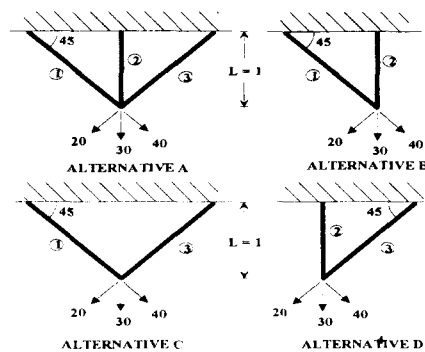


Fig. 2 Alternatives of the 3 bar truss example

Fig. 2와 같은 네 대안 중 허용응력 제한조건 ($|\sigma_1| \leq 5, |\sigma_2| \leq 20, |\sigma_3| \leq 5$)을 만족하는 가장 작은 중량과 변위를 갖는 대안을 선택하고 그 단면 치수를 결정하는 것이다. 세 하중 20, 30, 40은 동시에 작용하는 것이 아닌 독립적인 case이다.

이때 각 대안의 속성치들(중량, 변위)은 각 부재의 단면적들의 함수로 표현된다. 표준화된 속성 평가치는 학습된 인공 신경망을 이용한 AHP의 모사를 통해 자동적으로 얻을 수 있다.

Fig. 3-a 에서는 중량 10 (ton)과 비교한 상대적인 선호도를 인공 신경망에 의해 계산하고 있다. 중량이 클수록 재료비뿐만 아니라 작업성 역시 현저히 떨어지며 공사에 동원되는 크레인의 용량이 15-16 (ton) 정도라고 가정한다면 중량이 이보다 클 때 그 선호도는 Fig. 3-a 와 같이 급격히 떨어질 것이다. 한편 변위의 경우 Fig. 3-b 와 같이 0.001과 0.01의 선호도는 각각 1.0 과 0.1 사이에서 선형적으로 감소한다고 가정하였다.

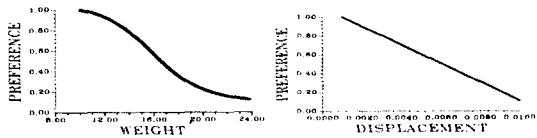


Fig. 3-a Preference of weight

Fig. 3-b Preference of disp.

4.5 결합된 선택 타협 문제의 최적해

Case (a) : 중량과 변위의 가중치 = {0.4, 0.6} 대안 A 선택, 최적점에서의 각 대안의 속성치와 표준화된 속성치는 Table 8과 같다.

최적점 : $A_1 = 7.14, A_2 = 1.80, A_3 = 2.93$

Case (b) : 중량과 변위의 가중치 = {0.8, 0.2} 대안 B 선택, 최적점에서의 각 대안의 속성치와 표준화된 속성치는 Table 9와 같다.

최적점 : $A_1 = 8.001, A_2 = 2.210, A_3 = 1.648$

Fig. 4는 같은 각각의 표준화된 속성치를 최대화 하는 pareto optimal set이다. Fig. 4에서 Table 8과 Table 9에서 얻어진 최적점의 위치를 확인할 수 있다. Fig. 4처럼 대안 A는 변위 면에서, B는 중량 면에서 우수한 성향을 가지고 있음을 알 수 있다.

Table 8 Case(a) The attribute values and normalization of ratings at the solution

Alter.	Attribute values		Normalization of rating		MF
	Wgt (0.4)	Disp. (0.6)	Wgt (0.4)	Disp. (0.6)	
A	16.05	0.003 Load40	0.475	0.839	0.694
B	11.91	0.009	0.791	0.166	0.416 infeasible
C	14.24	0.003	0.644	0.758	0.712 infeasible
D	5.94	0.024	0.812	-1.249	-0.425 infeasible

Table 9 Case(b) The attribute values and normalization of ratings at the solution

Alter.	Attribute values		Normalization of rating		MF
	Wgt (0.8)	Disp. (0.2)	Wgt (0.8)	Disp. (0.2)	
A	15.86	0.003	0.493	0.757	0.546 infeasible
B	13.53	0.008 Load 20	0.699	0.326	0.625
C	13.65	0.006	0.691	0.494	0.651 infeasible
D	4.54	0.028	0.660	-1.668	0.194 infeasible

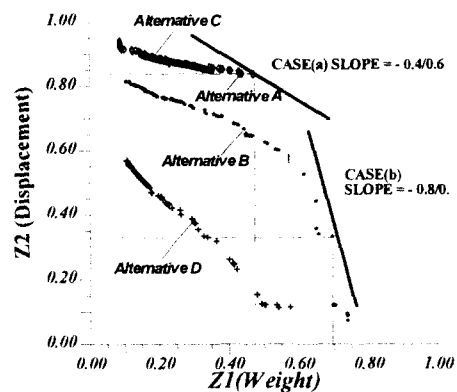


Fig. 4 Pareto optimal set of alternative A, B, C, D

5. BARGE 설계 예제{6}

5.1 Barge 의 문제 정의

Barge는 500 (ton)의 청수와 500 (ton)의 증류수를 실어 나르도록 설계되어야 하므로 화물창을 이등분하는 격벽이 설치되어야 한다. 우리는 Fig. 5와 같은 세 가지 배치 중에서 안정성, 강도, 강철 중량, 용접비용의 네 기준에 따라 가장 우수한 것을 선택하며, 배의 길이(L), 폭(B), 흘수(T), 깊이(D), 유효 판 두께(t)도 동시에 결정해야 한다.

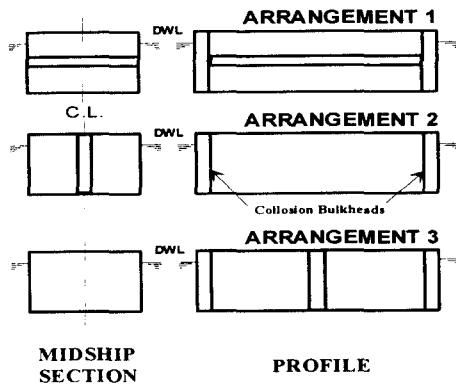


Fig. 5 The alternative barge general arrangement

5.2 선택 기준이 되는 속성들의 표준화

각 대안들의 속성치 평가의 표준화는 학습된 인공 신경망을 이용해 모사하였다. 각 속성들과 선호도와와의 관계를 다음과 같이 가정하였다.

- ◆ 안정성 : GM의 값이 클수록 안정성이 있다. 하지만 GM 값이 Fig. 6-a와 같이 약 2.0 m를 넘어서면 횡동요 주기가 짧아져 선호도는 둔화된다.
- ◆ 강도 : Z/Z_{req} 를 평가의 지표로 삼고 있다. Fig. 6-b와 같이 0.5-1 사이에서 그 선호도가 급격하게 증가하지만 지나치게 초과 달성되는 경우 (1.5 이상)에는 오히려 그 선호도가 떨어질 것이다.
- ◆ 강철 중량 : 중량은 클수록 재료비용은 커진다. 하지만 지나치게 커지면 재료비용이 커질 뿐만 아니라 작업성도 현저히 떨어지기 때문에 그 선호도도 급격히 떨어질 것이다.(Fig. 6-c 참조)
- ◆ 용접 길이 : 용접 비용은 용접 길이에 비례

하므로 용접 길이가 작아짐에 따라 그 선호도도 선형적으로 줄어든 것이다.(Fig. 6-d 참조)

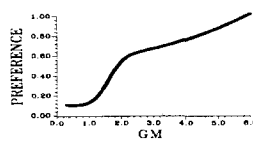


Fig. 6-a Preference of stability

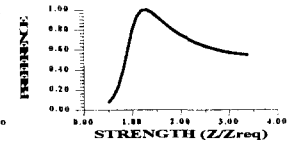


Fig. 6-b Preference of strength

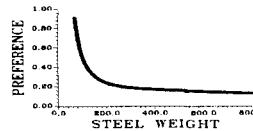


Fig. 6-c Preference of steel weight

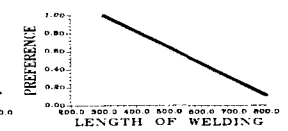


Fig. 6-d Preference of welding length

위와 같이 가상된 시나리오를 바탕으로 전문가는 다양한 속성치에 대해 일대일 비교 평가를 실시하고 이를 인공 신경망에 학습시킨다. 다음 최적화 과정 중 계속 변하는 속성치들간의 일대일 비교를 인공 신경망에 의한 모사를 통해 자동화하여 비교행렬 A를 만든다. 이 비교 행렬의 고유치를 구하고 고유 벡터를 구해 표준화된 속성 평가치를 구한다.

5.3 각 속성들의 상대적인 중요성 (I_j)

AHP 기법을 이용해 각 속성들의 가중치를 평가해 보자. 비교행렬 A와 가중치 벡터는 Table 10과 같다.

Table 10 Attribute weighting

	Stability	Strength	Weight	Welding
Stability	1	2	4	5
Strength	1/2	1	3	4
Weight	1/4	1/3	1	2
Welding	1/5	1/4	1/2	1

$I = \{0.49, 0.31, 0.12, 0.08\}, \lambda_{max} = 4.05$

5.4 결과

Tables 11, 12와 같이 표준화된 GM 값이 0.640으로 다른 대안보다 현저히 높은 것을 알 수 있다. GM의 값은 1-2 m 사이에서 그 선호도가 급격히

증가하기 때문에 GM 값이 2 m 보다 큰 대안 2의 선호도는 다른 대안들보다 월등히 크다. 더구나 안정성의 가중치가 가장 크기 때문에 전체 선택에 지배적인 영향을 미치고 있다. 반면 강철 중량과 용접길이는 대안 3이 가장 우수하지만 그 가중치가 작기 때문에 전체 선택에는 큰 영향을 미치지 못하고 있다.

Table 11 The attribute values

	Stability GM(m)	Strength Z/Zreq	Steel Weight (ton)	Welding Length (m)
Alt.1	0.002	2.639	100.43	530.42
Alt.2	2.129	3.048	75.39	530.42
Alt.3	1.189	2.946	64.41	373.64

Table 12 Normalization of the ratings

	Stability (0.49)	Strength (0.31)	Steel Weight (0.12)	Welding Length (0.08)	MF
Alt.1	0.152	0.342	0.204	0.288	0.227
Alt.2	0.640	0.327	0.356	0.288	0.481
Alt.3	0.208	0.331	0.441	0.424	0.292

따라서 대안 2 가 선택되었으며 설계 변수 값이 다음과 같다.

$$L=57.03, B=9.00, T=2.60, D=3.13, t=0.005$$

6. 결론

의사 결정에 있어서 설계자의 가치에 대한 기준은 설계에 결정적인 역할을 한다. AHP 기법과 인공 신경망에 의한 이의 모사는 이러한 설계자의 가치 판단 결과를 의사 결정에 최대한 반영될 수 있도록 길잡이 역할을 하고 있다. 즉 선택에 필요한 선택기준의 가중치를 구하는 데 신중을 기할 수 있으며, 각 속성 평가를 표준화할 때도 전체적인 관점에서 다각도로 평가된 의견을 반영할 수 있게 하였다. 결합된 선택 타협 문제에서는 설계자의 의견을 인공 신경망에 학습시킴으로써 대안들의 속성값이 설계 변수에 따라 변하더라도 인공 신경망에 의해 자동적으로 평가할 수 있게 하였다. 따라서 본 연구에서는 설계 과정의 기초가 되는

의사 결정에 설계자의 의사를 최대한 반영할 수 있는 하나의 방법을 제시하고 있는 것이다.

최적화의 경우 타협 문제는 기존의 최적화 방법에 의해 해결이 충분히 가능하지만, 선택 문제는 몇 가지 경우로 나누어 접근하는 수밖에 없었다. 그러나 본 논문에서는 선택 문제를 정식화함으로써 결합된 선택 타협 문제를 동시에 푸는 최적화 방법의 가능성을 확인할 수 있었고, 더욱이 두 개 이상의 선택 문제와 타협 문제가 결합된 경우에도 수학적 정식화를 통해 동시에 최적화 할 수 있는 가능성을 보여주고 있다.

참 고 문 헌

- [1] Mistree, F., Smith, W. F., Bras, B., Allen, J. K. and Muster, D., "Decision-Based Design: A Contemporary Paradigm for Ship Design", Transaction, Society of Naval Architects and Marine Engineers, vol.98, pp.565-597.
- [2] Mistree, F., Smith, W. F. and Bras, B. A., "A Decision-Based Approach to Concurrent Engineering" in Handbook of Concurrent Engineering, pp.127-158, (Paresai and H. R. and Sullivan W., Eds.).
- [3] Mistree, F., and Muster, D., "Design Harmonization: A Computer Based Approach for Design in the System Age" in Optimization in Computer-Aided Design, pp.1-30, (Gero, J.S., Ed.), Amsterdam : North-Holland, 1985.
- [4] Satty, T. L., The Analytic Hierarchy Process, McGraw-Hill 1980.
- [5] 김옥규, "A.H.P. 전산화에 의한 건축 공사 VE 기법 효율화에 관한 연구", 서울대 대학원 공학 석사학위 논문, 1990.
- [6] Smith, W. F., Kamal, S. and Mistree, F., "The Influence of Hierarchy Decision on Ship Design", Marine Technology, vol.24, No.2, April 1987, pp.131-142.
- [7] 유원선, "유전적 알고리즘을 이용한 선체 중앙 단면 최적 설계", 서울대 대학원 공학 석사학위 논문, 1995.
- [8] 김관영, "인공 신경망을 이용한 신뢰성 해석", 서울대 대학원 공학 석사학위 논문, 1995.