

## AHP 기법을 이용한 최적 구조 설계 Optimum Structural Design Using AHP Technique

양 영 순\*  
Yang, Young-Soon  
장 범 선\*\*  
Jang, Beom-seon

### 요 약

설계자는 설계를 진행시켜 가면서 많은 의사 결정을 내려야 한다. 그 결정은 크게 선택 결정과 타협 결정으로 나뉘어질 수 있다. 선택 결정은 여러 평가 기준을 고려해 여러 대안들 중 하나를 선택하는 결정이며 타협 결정은 제한 조건과 목표들을 가장 잘 만족하는 설계 대안의 주요 치수를 결정하는 것이다. 이때 두 결정의 결과는 설계자의 의사에 크게 의존하게 된다. 따라서 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 되었다.

### 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 여러 요구 조건을 동시에 만족하는 종합적인 결정을 내려야 한다. 이 때문에 컴퓨터는 이미 오래 전에 필수 불가결한 존재가 되어버렸다. 중요한 것은 이런 종합적인 관점이 컴퓨터에 그대로 반영되도록 뒷받침하는 틀을 제공하는 것이다. 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)라는 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 formulation이 가능해짐으로써 서로 강력하게 결합된 선택 타협 문제의 동시적인 해결이 컴퓨터를 통해 가능토록 하였다.

한편 선택 결정이나 타협 결정은 결국 설계자의 가치 기준에 크게 의존하게 된다. 즉, 두 결정은 설계자가 더 중요시하는 기능을 더 잘 충족시켜주는 대안과 설계점을 찾는 것이 목적이다. 따라서 설계자의 의사 를 체계화하고 정확하게 반영시켜줄 방법에 대한 필요성을 인식하게 되었다.

Thomas L. Satty에 의해 개발된 AHP(Analytic Hierarchy Process)는 정성적인 성질들을 정량적인 기준에 따라 평가함으로써 보다 일관적이고 체계적으로 설계자의 의사를 반영하도록 도와준다. 먼저 평가 기준으로 정한 속성들의 가중치를 결정하고 각 평가기준에 대한 대안들의 우월성(성취도)을 일대일 비교를 통해 평가함으로써 하나의 대안을 선택하게 되는 것이다. 공학 설계에서 속성은 보통 정량적인 지표를 통해 표현되는데 이 지표 값의 자릿수와 단위가 모두 다르기 때문에 이를 표준화 시켜줄 필요가 있다.

\* 서울대학교 조선해양공학과 교수  
\*\* 서울대학교 조선해양공학과 박사과정

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

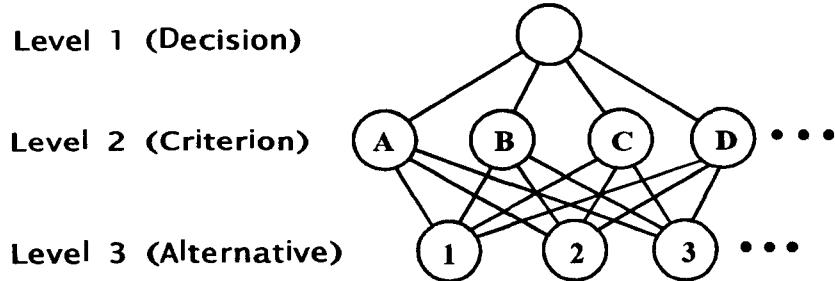
본 연구에서는 DBD의 선택 문제에 AHP 기법을 도입함으로써 전체적인 관점에서, 그리고 단순히 정량적인 지표에 표현되지 않는 다른 의미까지 결정에 반영되도록 하고 있다. 또한 전문가의 평가 결과를 학습한 인공 신경망을 이용함으로써 속성에 대한 지표 값이 계속 변하는 선택 타협 문제의 속성 평가를 자동화 시킬 수 있게 하였다. 결국 공학 설계의 기초가 되는 의사 결정에 AHP 기법과 인공 신경망을 도입함으로써 설계자의 의사를 최대한 반영한 효과적인 최적 구조 설계를 도모하고 있다.

## 2. AHP(Analytic Hierarchy Process)

### 2.1 AHP의 주요 특징

- (1) 정성적인 문제를 정량적인 방법으로 해석함으로써 의사결정을 체계적으로 할 수 있다.
- (2) 복잡하고 불명확한 문제를 여러 계층으로 정리하고 부분적인 관계는 일대일 비교를 통해 각각의 중요성이나 성취도를 평가함으로써 설계자는 좀더 정확한 의사 결정을 할 수 있다.
- (3) 다수 관계자들의 의견과 관계자들의 비중을 반영함으로써 보다 객관적인 평가를 할 수 있다.

AHP를 이용하기 위해서는 그럼 1과 같은 계층구조를 만들어야 한다. 먼저 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.



**Figure 1. The Hierarchy of Decision Problem**

여기서 평가 기준은 다시 세분화되어 여러 Level로 나뉘어질 수 있으며 서로간의 독립성과 같은 정도의 중요도가 유지되어야 한다.

### 2.2 개별 비교와 가중치 계산

평가 기준들의 가중치와 설계 대안들의 평가 기준 선호도(성취도) 계산시 한 번에 전체 비교를 하기 어렵기 때문에 표 1과 같이 개별 비교를 이용한다.

“요소  $i$ 는 요소  $j$ 와 비교하여 어느 정도 중요한가?”에 대한 답으로 1-9의 값을 얻어 표 2와 같은 비교 행렬을 얻는다. 이때 중요하다는 말은 상황에 따라 좋다, 만족스럽다, 가능성 있다. 등으로 대체될 수 있다.

표 1에서 얻은  $a_{ij}$ 는 “요소  $i$ 는 요소  $j$ 에 비해 몇 배나 중요한가?”를 의미하게 된다. 이때 행렬 A의 각 행들은 어느 하나의 요소를 중심으로 비교 평가한 각 요소들의 상대적인 중요성을 나타내고 있다. 또한 A의 각 행은 직접 비교와 간접 비교에서 오는 약간의 오차는 있지만 대체로 균사적인 비례 관계를 이루게 될 것이다. 이렇게 만들어진 비교 행렬 A의 고유 벡터를 구하면 각 요소들의 상대적인 중요성을 대표하는 테 적절하게 이용될 수 있을 것이다. 다음 각 대안의 선호도(성취도)에 각 평가 기준의 가중치를 곱해 대안별로 모두 합산하면 각 대안의 종합 평가치가 된다.[1][2]

## 3. 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)에서 이런 전환은 의사 결정(decision making)을 통해 이루어지며 설계자의 역할은 의사 결정을 수행하는 것이다.[3][4][5]

**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
$a_{ij} = 1, a_{ji} = 1/a_{ij}$	

**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

### 3.1 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.

선택 결정(selection decision)은 설계 대안의 여러 가지 속성(attribute)을 평가하여 하나의 대안을 선택하는 것이다. 선택 결정의 목적은 각각의 속성에 대한 평가에 따라 여러 가능성들을 줄여 나가는 것으로 이 평가는 각기 다른 중요성을 갖는 기능적인 요구(functional requirement)에 바탕을 둔다.

타협 결정(compromise decision)은 많은 제한조건과 목표들을 가장 잘 만족시키는 설계 변수들의 값을 결정하는 것이다. 즉, 주어진 설계 영역에서 여러 가지 모순되는 목표들 간의 적절한 타협을 통해 원하는 결과를 얻는 것이다.

전통적인 설계 과정에서는 먼저 가능한 설계 대안들 중 적절한 하나의 대안을 선택한다. 이때 아직 대안의 주요 특성치가 정해지지 않은 상태이기 때문에 해석적인 성능 평가가 어렵다. 따라서 과거의 경험이나 설계자의 직관 등 정성적인 평가에 의존하게 된다. 이렇게 하나의 대안을 선택한 다음 원하는 성능과 제한 조건을 만족하는 선택된 대안의 주요 특성치를 결정하게 된다. 하지만 만약 선택된 대안에서는 원하는 성능을 얻기가 어려울 땐 새로운 대안을 선택하여 다시 설계를 해야한다. 또한 선택된 대안이 최적의 것임을 확인하기 위해서는 선택되지 않은 다른 대안에 대한 성능 평가도 동시에 행해져야 한다.

Mistree는 선택 문제를 0-1 변수만을 갖는 integer programming 으로 치환함으로써, 공학 문제에 있어서 결합된 선택 타협 문제를 하나의 최적화 문제로 묶어 내고 있다. 이를 통해 최적의 설계 대안과 그 대안의 주요 특성치를 동시에 결정할 수 있게 되었다. 본 연구에서는 GA[7]를 통해 결합된 선택 타협 문제의 해를 구하고 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 마-

련이다. 예를 들어 배의 안정성은 GM으로, 배의 종방향의 강도는 중앙 단면 계수로 평가할 수 있다. 여러 가지 속성을 함께 고려하여 하나의 대안을 선택하는 선택 결정의 경우 평가 기준이 되는 각 속성들의 정량적 지표는 서로 다른 자릿수와 단위를 가진다. 따라서 신중하게 결정된 각 평가기준들의 가중치가 선택 결정에 정확히 반영되기 위해서는 각 지표들의 표준화(normalize) 작업이 필요하다. Mistree는 다음 식과 같이 어떤 속성에 대해 여러 대안들의 성취도를 평가할 때 가장 좋은 속성치에 1을 가장 속성치에 0을 두고 그 사이값은 선형 보간을 통해 표준화(normalize)한다.

(a) 클수록 좋은 경우

$$R_{ij} = \frac{(A_{ij} - A_{j\min})}{(A_{j\max} - A_{j\min})}$$

$A_{ij}$  : i 번째 대안의 j 번째 속성치       $R_{ij}$  : 표준화된 i 번째 대안의 j 번째 속성치

(b) 작을수록 좋은 경우

$$R_{ij} = 1 - \frac{(A_{ij} - A_{j\min})}{(A_{j\max} - A_{j\min})}$$

하지만 이는 주어진 대안간의 상대 평가로 전체적인 관점에서의 평가가 어렵다. 또한 속성의 성취도 즉 선호도는 반드시 이 평가 지표와 항상 정비례하지는 않기 때문에 선형 보간을 하는 것 역시 불합리하다.

공학 설계에서 중앙단면의 강도는 단면 계수로서 측정될 수 있다. 요구하는 최소의 단면 계수를 넘어서면서 그 선호도가 급격히 증가할 수 있으나 지나치게 커지는 경우 그 선호도는 오히려 약간씩 떨어질 수 있을 것이다. 또한 안정성을 평가하는 지표로서의 GM 역시 요구하는 GM의 값을 넘어서면서 그 선호도는 급격히 증가할 수 있으나 지나치게 커지면 횡 동요 주기가 짧아지기 때문에 증가 경향은 둔감해 질 것이다.

이처럼 공학 문제는 속성 지표와 선호도와의 정확한 관계를 수학적인 함수로서 표현하기 어려울 때가 많다. 따라서 설계자는 주어진 대안들의 속성치뿐만 아니라 경험적인 현상이나 설계 외적인 정보들을 바탕으로 속성치를 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

문제 정의는 다음과 같다.

최종 목표 : 큰 강도와 적은 비용의 I Beam 부재 선택

선택 기준 : 강도(극한 강도 평가), 비용(단위 무게당 재료비 비교)

선택 대안 : A, B, C

※참고 사항 : 단면에 걸리는 최대 응력은 30 정도이고 비용은 최소한 \$150 이하이어야 한다.

먼저 평가기준이 되는 강도와 비용의 가중치를 일대일 비교를 통해 가중치를 결정한다.

'강도가 비용에 비해 얼마나 중요한가?' '약간 중요하다(2)' 따라서 극한 강도와 비용의 가중치는 (0.67, 0.33)가 된다. 다음 표 3과 같은 각 대안들의 속성치를 바탕으로 표 4에서는 Mistree의 방법을 이용해 속성 평가를 표준화하고 있다.

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

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

**Table 4.** Normalization of the ratings by Mistree Method

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

Mistree의 방법의 의한 결과는 표 4와 같이 Merit Function 값이 가장 큰 재료 A가 선택되고 있다. AHP에 의한 방법에서는 요구되는 극한 강도가 30 정도이므로 극한강도 50과 45는 모두 충분히 좋다고 할 수 있으며 비용은 적을수록 좋기 때문에 비용 \$50은 \$100이나 \$90에 비해 매우 좋다고 할 수 있다. 표 5 과 표 6은 두 속성에 대한 일대일 비교를 통하여 각 대안의 선호도를 구하고 있으며 표 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 알 수 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	1/7	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 타협 문제의 설계 변수에 따라 계속 변하기 때문에 자동적으로 표준화 해야할 필요가 있다.

Mistree의 방법은 주어진 대안간의 상대평가로 전체적인 관점에서의 평가가 어렵다. 또한 평가 자료로서 정량적인 수치에만 의존하기 때문에 설계자의 의사가 개입될 여지가 적다. 하지만 coding에 의한 자동화로 그 속성값이 계속 변하는 경우 간단하게 표준화 할 수 있다.

AHP 방법은 애초에 대안들의 정량화 되기 어려운 정성적인 속성을 비교해 우월 정도를 평가할 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 신경망에 학습시켜 자동화 할 수 있다 – 인공 신경망은 강력한 내삽 기능을 가지고 있으며 다양한 문제에 쉽게 적용 가능한 특징을 가진 것으로 알려져 있다[8]. 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 비교행렬 A를 만든다. 이 비교 행렬의 고유치를 구해 정합성을 평가하고 고유벡터를 구해 표준화된 속성 평가치를 구한다. 학습될 인공 신경망의 구조는 다음과 같다.

입력 NODE : 2개, 두 정량적인 속성치 X, Y

출력 NODE : 1개, X는 Y에 비해 얼마나 우수한가?

7은닉 NODE :  $2 * (\text{입력 NODE 수}) + 1 = 5$

#### 4.4 인공 신경망을 이용한 AHP 적용 예제 – 3 Bar Truss

##### 문제 정의

가장 작은 중량과 변위를 갖는 대안의 선택과 단면 치수 결정  
세 하중 20, 30, 40은 독립적으로 작용한다.

### Given

설계 대안 : A, B, C, D(그림 2)

평가 기준 : 중량, 변위

### Find

가장 작은 중량과 변위를 갖는 대안

각 부재의 단면적 치수

### Satisfy

하나의 대안만을 선택하는데 필요한 선택 제한 조건

각 부재의 응력이 허용 응력을 넘지 못하게 하는 타협 제한 조건( $|\sigma_1| \leq 5$ ,  $|\sigma_2| \leq 20$ ,  $|\sigma_3| \leq 5$ )

각 부재 단면적의 범위 조건

각 대안의 선택 목표

### Minimize

선택 목표의 이탈 정도

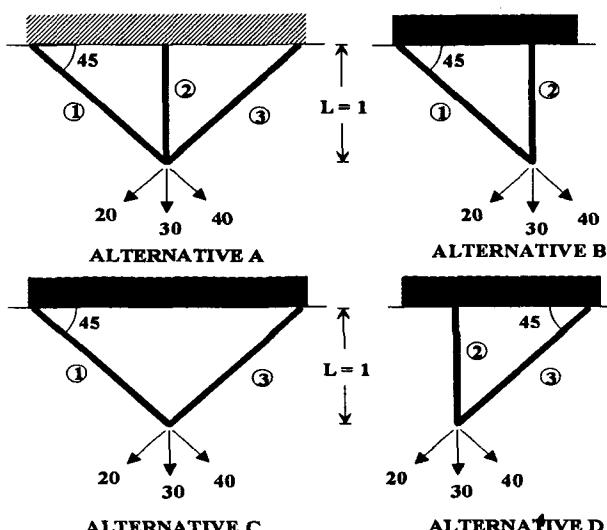
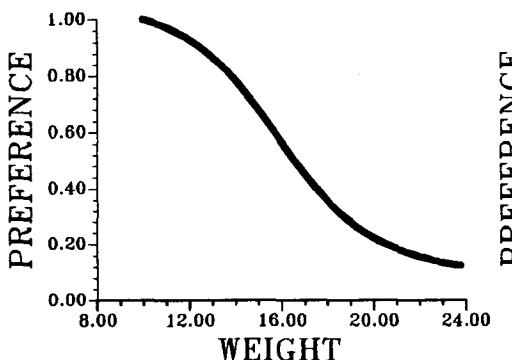


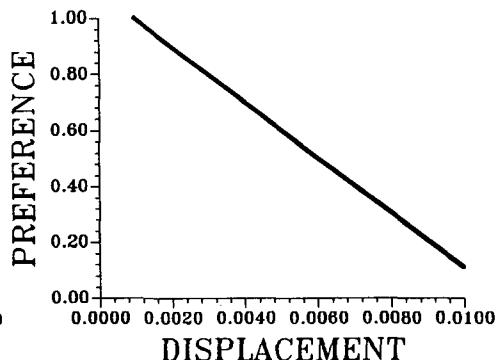
Figure 2. Alternatives of the 3 Bar Truss Example

각 대안의 속성치(중량, 변위)는 각 부재의 단면적들의 함수로 표현된다. 표준화된 속성 평가치는 학습된 인공 신경망을 이용한 AHP 모사를 통해 얻을 수 있다.

그림 3-a 에서는 중량 10과 비교한 상대적인 선호도를 인공 신경망에 의해 계산하고 있다. 중량이 클수록 재료비뿐만 아니라 작업성 역시 현저히 떨어지므로 선호도는 중량에 선형적으로 감소한다고 할 수는 없다. 공사에 필요한 크레인의 용량이 15-16 정도라고 가정한다면 중량이 이보다 클 때 그 선호도는 그림 3-a 와 같이 급격히 떨어질 것이다. 한편 변위의 경우 그림 3-b 와 같이 0.001과 0.01의 선호도를 각각 1.0과 0.1로 두고 그 사이에서는 선형적으로 감소한다고 가정하였다.



**Figure 3-a.** The relative preference of weight compared with 10



**Figure 3-b.** The relative preference of displacement compared with 0.001

### 각 대안의 최적점

Case(a) : 중량과 변위의 가중치 = {0.4, 0.6}

대안 A ( $A_1 = 7.145$ ,  $A_2 = 1.803$ ,  $A_3 = 2.926$ )

	Weight	Displacement	MF
Real Value	16.05	0.00263(Load 40)	
Normalized	0.475	0.839	0.694

대안 B ( $A_1 = 8.006$ ,  $A_2 = 4.552$ )

	Weight	Displacement	MF
Real Value	15.87	0.00458(Load 20)	
Normalized	0.492	0.647	0.585

대안 C ( $A_1 = 8.006$ ,  $A_3 = 4.435$ )

	Weight	Displacement	MF
Real Value	17.60	0.00252(Load 40)	
Normalized	0.333	0.850	0.643

대안 D ( $A_2 = 10.0$ ,  $A_3 = 10.0$ )

	Weight	Displacement	MF
Real Value	24.14	0.00528(Load 40)	
Normalized	0.101	0.577	0.387

Case(b) 중량과 변위의 가중치 = {0.8, 0.2}

대안 A ( $A_1 = 6.961$ ,  $A_2 = 2.452$ ,  $A_3 = 2.616$ )

	Weight	Displacement	MF
Real Value	16.00	0.00272(Load 40)	
Normalized	0.480	0.830	0.550

대안 B ( $A_1 = 8.006$ ,  $A_2 = 2.210$ )

	Weight	Displacement	MF
Real Value	13.53	0.00783(Load 20)	
Normalized	0.699	0.326	0.625

대안 C ( $A_1 = 8.006$ ,  $A_3 = 4.281$ )

	Weight	Displacement	MF
Real Value	17.38	0.00252(Load 40)	
Normalized	0.352	0.850	0.451

대안 D ( $A_2 = 2.887$ ,  $A_3 = 8.006$ )

	Weight	Displacement	MF
Real Value	14.21	0.0126(Load 40)	
Normalized	0.647	-0.153	0.487

#### 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 표 8과 같다.

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

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

Alternative	Attribute values		Normalization of rating		MF
	Weight(0.4)	Displacement(0.6)	Weight(0.4)	Displacement(0.6)	
A	16.05	0.00263(Load 40)	0.475	0.839	0.694
B	11.91	0.00944	0.791	0.166	0.416 (infeasible)
C	14.24	0.00345	0.644	0.758	0.712 (infeasible)
D	5.94	0.02378	0.812	-1.249	-0.425 (infeasible)

Case (b) : 중량과 변위의 가중치 = {0.8, 0.2}

대안 B 선택, 최적점에서의 각 대안의 속성치와 표준화된 속성치는 표 9과 같다.

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

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

Alternative	Attribute values		Normalization of rating		MF
	Weight(0.8)	Displacement(0.2)	Weight(0.8)	Displacement(0.2)	
A	15.86	0.00346	0.493	0.757	0.546 (infeasible)
B	13.53	0.00783(Load 20)	0.699	0.326	0.625
C	13.65	0.00613	0.691	0.494	0.651 (infeasible)
D	4.54	0.02801	0.660	-1.668	0.194 (infeasible)

그림 4는 같은 각각의 표준화된 속성치를 최대화하는 pareto optimal set이다. 그림과 같이 표 8와 표 9에서 얻어진 최적점의 위치를 확인할 수 있다. 그림처럼 대안 A와 B는 각각 변위의 가중치와 중량에 대한 가중치가 클수록 선택되는 경향이 있다. 즉 주어진 제한 조건을 만족하면서 대안 A는 변위가 작은 성향이고 대안 B는 중량이 작은 성향을 가지고 있음을 알 수 있다.

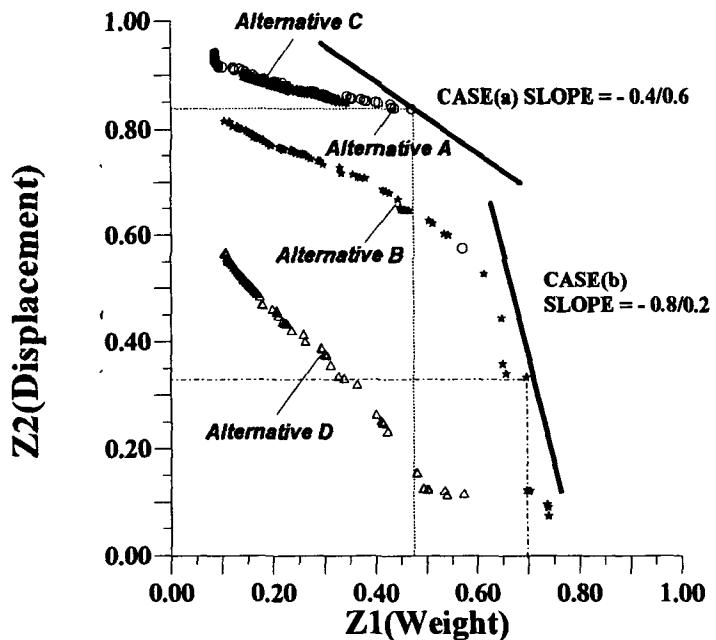


Figure 4. Pareto optimal set of alternative A, B, C, D

## 5. BARGE 설계 예제

### 5.1 Barge 의 문제 정의

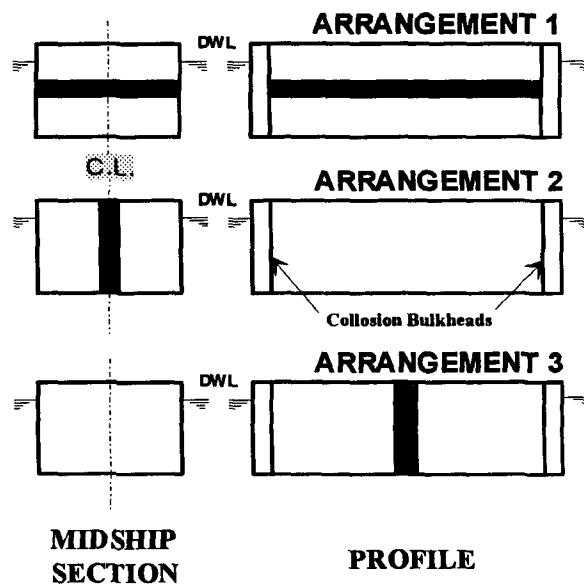


Figure 5. The alternative barge general arrangement

Barge는 500 톤의 청수와 500 톤의 증류수를 실어 나르도록 설계되어야 한다. 따라서 Barge에는 화물창을 이등분하는 격벽이 설치되어야 하며 강철로 제조된다. 우리는 그림 5와 같은 세 가지 배치에 대해서 생각할 수 있다. 우리의 목표는 이중에서 가장 적절한 선택을 하는 것이며 아울러 배의 길이, 폭, 훌수, 깊이,

유효 판 두께(effective plate thickness)를 배의 여러 기능들을 고려해 결정하는 것이다. 여기서 우리가 선택의 기준이 되는 것을 정리하면 다음과 같다.

- ◆ 안정성 ◆ 강도
- ◆ 강철 중량 ◆ 용접 비용

이 Barge 문제는 강력하게 결합된 선택 타협 문제이다. 즉 선택하는데 기준이 되는 여러 속성들은 타협 문제의 여러 변수( $L, B, D, T, t$ )들로 구성되어 있고 제한 조건과 타협 목표를 만족하는 타협 문제의 설계 변수 값들은 선택된 배치에 크게 의존한다.

### 5.2 선택 기준이 되는 속성들의 표준화

각 대안들의 속성치 평가(rating)의 표준화(normalize)는 학습된 인공 신경망을 이용해 모사하였다. 각 속성들과 선호도와의 관계를 다음과 같이 가정하였다.

- ◆ 안정성 : GM의 값이 클수록 안정성이 있다. 하지만 GM 값이 약 2.0 m를 넘어서면 횡동요 주기가 짧아져 승선감이 나빠질 수 있기 때문에 선호도는 둔화된다.(그림 6-a 참조)
- ◆ 강도 : 먼저 주어진 설계 변수 값들에 대해서 요구하는 최소의  $Z_{req}$  값을 계산한다. 이  $Z_{req}$ 의 몇 배인가( $Z/Z_{req}$ )를 평가의 지표로 삼고 있다. 안전율을 약 1.5-2.0정도로 고려하므로 그림과 같이 1-2 사이에서 그 선호도가 급격하게 증가한다. 하지만 지나치게 초과 달성되는 경우(4-5)에는 오히려 그 선호도가 조금씩 떨어질 수 있다.(그림 6-b 참조)
- ◆ 강철 중량 : 중량은 클수록 재료비용은 커진다. 하지만 지나치게 커지면 재료비용이 커질 뿐만 아니라 작업성도 현저히 떨어진다. 여기서는 작업 크레인의 용량이 100t 정도라고 가정한다면 이를 넘어서는 경우 그 선호도는 급격히 떨어질 것이다.(그림 6-c 참조)
- ◆ 용접 길이 : 용접 길이에 비례하므로 용접 길이가 작아짐에 따라 그 선호도도 선형적으로 줄어들 것이다.(그림 6-d 참조)

위와 같이 가상된 시나리오를 바탕으로 전문가는 다양한 속성치에 대해 일대일 비교 평가를 실시하고 이를 인공 신경망에 학습시킨다. 즉 전문가는 먼저 속성치의 최대, 최소 범위에서 n개의 값을 취하여 조합 가능한  $nC_2$  번의 일대일 비교를 실시하여 인공 신경망을 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.

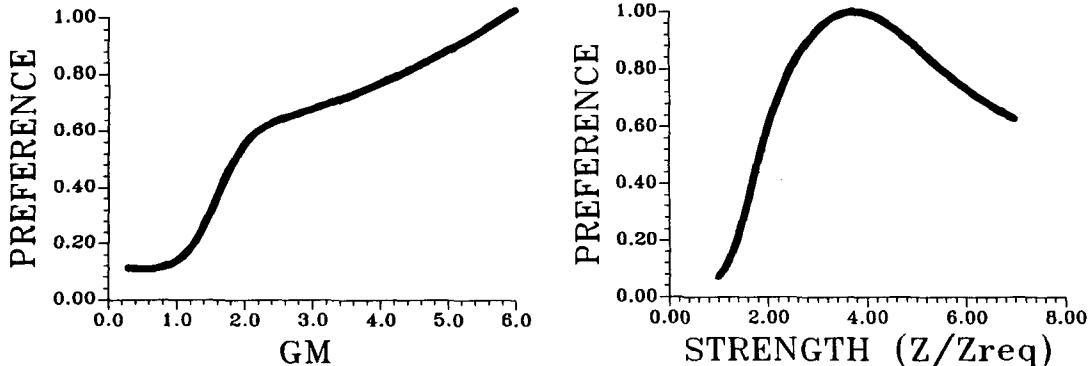
### 5.3 각 속성들의 상대적인 중요성(Attribute weight $I_i$ )

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

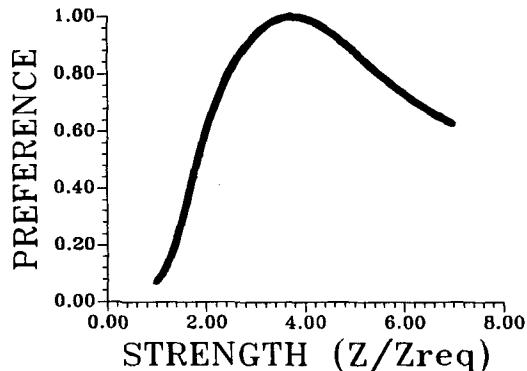
**Table 10. Attribute weighting**

	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

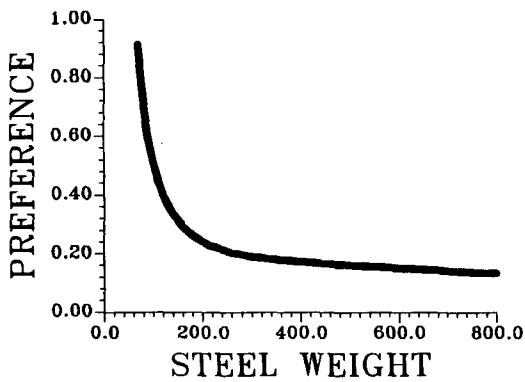
$$I = \{0.49, 0.31, 0.12, 0.08\} \quad \lambda_{\max} = 4.05$$



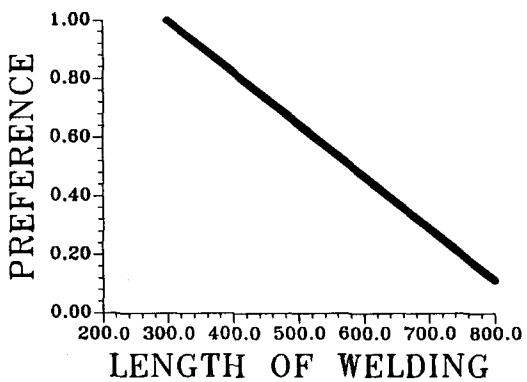
**Figure 6-a.** The relative preference of stability compared with  $0.3(m)$



**Figure 6-b.** The relative preference of strength compared with  $Z/Zreq=1$



**Figure 6-c.** The relative preference of steel weight compared with  $50(t)$



**Figure 6-d.** The relative preference of welding length compared with  $300(m)$

#### 5.4 결과

대안 2 가 선택되었으며 설계 변수 값이 다음과 같을 때 각 대안의 속성값과 표준화된 속성값은 표 11, 12 와 같다.  $L=60.35$ ,  $B=8.81$ ,  $T=2.48$ ,  $D=3.0$ ,  $t=0.005$

대안 2 의 표준화된 GM 값이 0.641로 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 미치진 못하고 있다.

**Table 11.** The attribute values at the solution

	Stability (GM(m))	Strength (Z/Zreq)	Steel Weight (ton)	Length of Welding(m)
Alternative 1	0.0087	2.25	105.34	562.80
Alternative 2	2.13	2.59	78.60	562.80
Alternative 3	1.19	2.52	66.98	388.20

**Table 12. Normalization of the ratings at the solution**

	Stability (0.49)	Strength (0.31)	Steel Weight (0.12)	Length of Welding(0.08)	MF
Alternative 1	0.150	0.316	0.197	0.279	0.217
Alternative 2	0.641	0.343	0.331	0.279	0.486
Alternative 3	0.209	0.340	0.452	0.442	0.297

## 6. 결론

의사 결정에 있어서 설계자의 가치에 대한 기준은 설계에 결정적인 역할을 한다. AHP 기법과 인공 신경망에 의한 모사는 이러한 설계자의 의사를 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 되었다. 결합된 선택 태협 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 태협 문제는 기존의 최적화 방법에 의해 해결이 충분히 가능하여, 선택 문제를 몇 가지 경우로 가정하여 기존의 최적화 방법으로 푸는 방법이 적용되어 최적화의 자동화가 어려웠다. 그러나 본 논문에서와 같이 선택 문제를 formulation 함으로써 결합된 선택 태협 문제를 동시에 푸는 최적화 방법의 가능성을 확인할 수 있었고, 또한 두 개 이상의 선택 문제와 태협 문제가 결합된 경우에도 수학적 formulation을 통해 동시에 최적화 할 수 있는 가능성을 보여주고 있다.

## 참고 문헌

- [1] Satty, T. L., *The Analytic Hierarchy Process*, McGraw-Hill 1980
- [2] 김 육규, “A.H.P. 전산화에 의한 건축 공사 VE 기법 효율화에 관한 연구”, 서울대 대학원 공학 석사학위 논문, 1990
- [3] 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
- [4] 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.)
- [5] 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
- [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] 유 원선, “유전적 알고리즘을 이용한 선체 중앙 단면 최적 설계”, 서울대 대학원 공학 석사학위 논문, 1995
- [8] 김 판영, “인공 신경망을 이용한 신뢰성 해석”, 서울대 대학원 공학 석사학위 논문, 1995