

인공신경망을 이용한 계층분석과정 최적 구조 설계

박창규

광주대학교 AI자동차학과

e-mail:ckpark@gwangju.ac.kr

AHP-Optimum Structural Design using Neural Network

Chang-Kyu Park

Dept. of AI Automotive Engineering, Gwangju University

요약

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. 계층분석과정(AHP)은 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.

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 수학적 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. 계층분석과정(AHP)

2.1 계층분석과정(AHP)의 특징

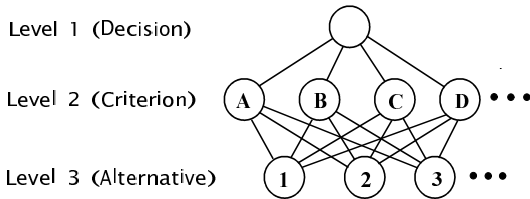
(1) 정성적인 문제를 정량적인 기준에 따라 평가함으로써 의사결정을 체계적으로 할 수 있다.

(2) 복잡하고 불명확한 문제를 여러 계층으로 나누고 일대

일 비교를 통해 각각의 중요성이나 성취도를 평가함으로써 설계자는 좀더 정확한 의사 결정을 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.



[그림 1] The hierarchy of decision problem

2.2 개별비교와 가중치 계산

평가 기준들의 가중치와 설계 대안들의 평가 기준에 대한 선호도(성취도) 계산시 한 번에 전체 비교를 하기 어렵기 때문에 표1과 같이 개별 비교를 이용한다.

“요소 i는 요소 j와 비교하여 어느 정도 중요한가?”에 대한 답으로 1-9의 값을 얻어 표2와 같은 비교 행렬을 얻는다. 이때 ‘중요하다’는 말은 상황에 따라 ‘좋다’, ‘만족스럽다’, ‘가능성 있다’ 등으로 대체될 수 있다.

[표 1] Individual comparison

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

[표 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 표2와 같은 일련의 개별 비교간에는 일관성이 있어야

한다. 행렬 A의 가장 큰 고유치 λ_{max} 가 n에 가까울수록 평가의 정합성(consistency) 이 높다고 할 수 있다.

3. 최적 설계에서 계층분석과정의 이용

3.1 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.

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

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 선호도와의 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.

3.2 결합된 선택 타협 문제에서의 속성 평가 방법

-인공 신경망의 계층분석과정 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 수

치에만 의존하기 때문에 설계자의 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.

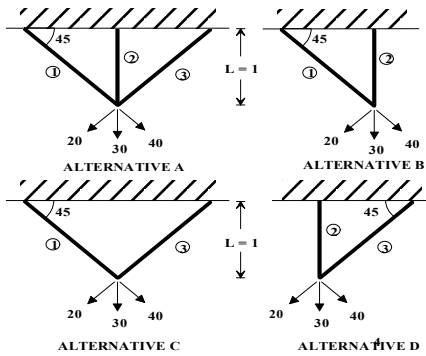
이 부분에 AHP의 일대일 비교부분을 인공 신경망[8]에 학습시켜 자동화를 피하였다. 전문가는 다양한 속성치를 조합하여 일대일 비교를 실시하고 이를 인공 신경망에 학습시킨다. 다음 최적화 과정 중 끊임없이 변하는 속성들의 일대일 비교를 인공 신경망에 의한 모사를 통해 자동화하여 비교행렬 A를 만든다. 이 비교 행렬의 고유치를 구해 정합성을 평가하고 고유벡터를 구해 표준화된 속성 평가치를 구한다. 학습된 인공 신경망의 구조는 다음과 같다.

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. 인공신경망을 이용한 계층분석과정 최적구조설계 적용 예

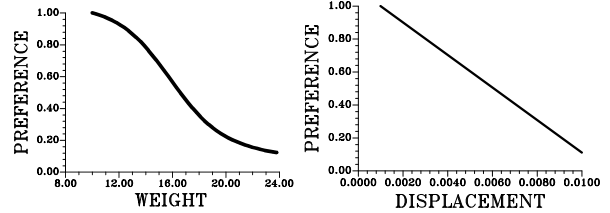


[그림 2] Alternatives of the 3 Bar Truss example

그림 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. 그림 3-a 에서는 중량 10 (ton)과 비교한 상대적인 선호도를 인공 신경망에 의해 계산하고 있다. 중량이 클수록 재료비뿐만 아니라 작업성 역시 현저히 떨어지며 공사에 동

원되는 크레인의 용량이 15-16 (ton) 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 선호도는 각각 1.0 과 0.1 사이에서 선형적으로 감소한다고 가정하였다.



[그림 3-a] Preference of weight

[그림 3-b] Preference of disp.

4.1 결합된 선택 타협 문제의 최적해

Case (a) : 중량과 변위의 가중치 = {0.4, 0.6}

대안 A 선택, 최적점에서의 각 대안의 속성치와 표준화된 속성치는 표 3과 같다.

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

[표 3] 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

Case (b) : 중량과 변위의 가중치 = {0.8, 0.2}

대안 B 선택, 최적점에서의 각 대안의 속성치와 표준화된 속성치는 표 4와 같다.

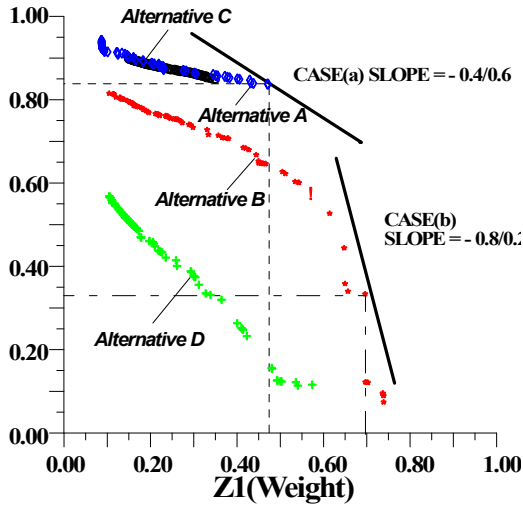
최적점 : $A_1 = 8.001, A_2 = 2.210, A_3 = 1.648$

[표 4] 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

그림 4는 같은 각각의 표준화된 속성치를 최대화하는

pareto optimal set이다. 그림 4에서 표 3과 표 4에서 얻어진 최적점의 위치를 확인할 수 있다. 그림 4처럼 대안 A는 변위 면에서, B는 중량 면에서 우수한 성향을 가지고 있음을 알 수 있다.



[그림 4] Pareto optimal set of alternative A, B, C, D

5. 결론

의사 결정에 있어서 설계자의 가치에 대한 기준은 설계에 결정적인 역할을 한다. 계층분석과정과 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.

참고문헌

[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] 김 옥규, "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] 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.