

다단계 신경망을 이용한 초기 구조설계 시스템 개발

System for Preliminary Structural Design using Multi-Level Neural Networks

김 남 희†

장 승 필*

이 승 철**

Kim, Namhee

Chang, Sung-Pil

Lee, Seung-Chol

(논문접수일 : 2001년 7월 5일 ; 심사종료일 : 2002년 4월 30일)

요 지

신경망은 설계자의 경험과 통찰력과 같은 비정형적 정보에 의존하는 초기 구조설계단계의 시스템화에 매우 적합하다. 초기 구조설계단계를 시작하는 시점에서는 설계정보가 매우 적음을 생각해 볼 때, 신경망 모델은 제한적인 적은 정보를 입력으로 하고 상대적으로 훨씬 많은 출력을 가지도록 설계되어야 한다. 그러나, 이러한 상황은 신경망 학습시 학습속도, 수렴, 출력 값의 신뢰성등 여러 가지 문제점을 초래한다. 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 설계 정보가 점진적으로 증가하는 흐름을 가지고 있다는 점에 착안해서 다단계 신경망을 제시하고, 이를 토대로 사장교 초기 구조설계시스템에 대한 원형을 구현하였다. 본 연구결과 초기 구조설계단계 전체에 대해서 하나의 신경망으로 설계하는 것 보다 다단계 신경망으로 나누어서 동일한 작업을 수행하도록 하는 것이 훨씬 유리하다.

핵심용어 : 다단계 신경망, 초기 구조설계, 사장교

Abstract

The use of ANN is appropriate to computerize the information and knowledge used in the preliminary design stage where it lacks of formality of representation of designers' experience and intuition. Considering that there exists very little design information in preliminary design stage to start with, the ANN model for this stage must be designed to have input much less than output. However, this situation usually causes various problems such as in learning time, convergence and reliability of solutions. To address this problem, this paper proposes multi-level neural networks for progressive structural design considering that all the design information can not be obtained at a time but are growing gradually. The use of multi-level networks developed in this paper has been proved its validity by applying it to the preliminary design of cable-stayed bridges.

Keywords : multi-level neural networks, preliminary structural design, cable-stayed bridges

1. 서 론

구조설계란 주어진 요구조건을 만족하는 최적의 구조형태를 구성하는 설계변수를 결정하는 작업을 말한다

다. 초기단계에서 설계변수에 대한 최적치를 구하기는 대단히 어려운 일이며, 여러 가지 다양한 설계대안들에 대해서 수 차례의 설계과정을 반복 수행하여 최적의 해답을 찾는 것이다. 구조설계과정은 일반적으로 크게

† 책임저자, 서울대학교 지구환경시스템공학부 계약조교수

전화: 02-880-8780; Fax: 02-885-0554

E-mail: namheek@gong.snu.ac.kr

* 서울대학교 지구환경시스템공학부 교수

** 서울대학교 토목공학과 대학원 석사졸업

* 이 논문에 대한 토론을 2002년 9월 30일까지 본 학회에 보내주시면 2002년 9월호에 그 결과를 게재하겠습니다.

세 단계로 나눌 수 있다. 첫째로 개념적 설계, 둘째로 구조해석, 맨 마지막으로 상세설계이다. 이 가운데 개념적 설계단계에서 대부분 설계자의 경험이나 직관에 근거하여 창의적인 작업이 이루어지며, 이 때 결정된 구조 형태에 대한 설계변수의 값은 전체적인 구조설계의 질을 좌우한다. 지금까지의 기존 경험이 많이 축적되어 있는 분야에서는 개념적 설계단계에서 기존 경험을 이용한 설계 대안제의 생성을 위한 시스템화 개발에 대한 연구가 다양하게 이루어지고 있다.^{1)~4)} 논리적인 프로그래밍 언어와 인공지능의 개념들을 도입한 전문가 시스템 구현에서 구조설계 작업의 정형화에 이르기까지 다각적으로 시도되고 있다. 그러나, 기존 경험과 기술자의 직관에 대한 정보들은 대체로 복잡적이며 비선형적이라는 문제점이 시스템화 작업에 가장 커다란 문제점으로 도출되고 있으며, 본 연구에서도 이를 해결하기 위한 방법으로 인공신경망을 이용하고자 한다.

초기에 비교적 불완전하고 부족한 정보만을 가지고 합리적인 설계 대안제의 도출이 가능하다는 장점 때문에 최근 인공신경망을 이용한 개념적 설계의 시스템화가 큰 관심을 모으고 있다. 본 저자들도 앞선 연구¹⁾에서 모멘트의 분포도 균일하게 할 수 있고, 교각의 숫자 또한 일반 교량보다 크게 경감시킬 수 있으며, 구조형식의 다양성과 미관이 뛰어나다는 장점 때문에 건설 수효가 높고 있는 사장교의 초기 구조설계에 대해서 인공신경망을 적용해 보고 그 효용성을 살펴보았다. 그러나 인공신경망의 학습 면에서 구조설계 초기 단계 특성상 적은 입력으로 상대적으로 상당히 많은 출력을 얻어야 하므로 학습 시간과 해의 수렴에 대한 안정성 문제가 만족스럽지 못하였다. 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서 개념적 설계단계를 실무 중심의 관점에서 여러 단계로 구분하고 각 단계에 적합한 인공신경망을 개발하는 다단계 인공신경망을 제시하고, 이를 이용한 초기 구조설계시스템을 개발하고자 한다. 여기서 다단계 인공신경망의 주요 특성은 단계가 진행되어감에 따라서 이전 단계에서 얻어진 출력을 다음 단계의 입력에 추가하여 점차적으로 증가하는 방식으로 최종 결과 값을 구하는 것이다. 그 동안 국내외적으로 사장교에 대한 설계 자료가 많이 축적되어 있으므로 초기 구조설계 단계에서 기존의 설계 경험들을 이용하는 것이 부분적으로는 가능하게 된 것이다.

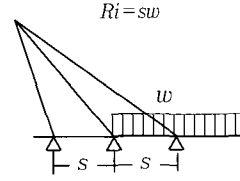
본 연구의 목적을 성공적으로 수행하기 위해서 일련의 작업들이 필요하다. 맨 먼저, 실무적으로 진행되는

사장교의 초기 구조설계 과정을 살펴보고, 이에 근거해서 다단계 신경망 모델을 선정한다. 그 다음 각 단계에 적합한 신경망을 설계한다. 신경망의 설계는 일반화된 방법이 정해져 있지 않으므로 각 단계마다 안정된 신경망을 얻을 때까지 시행착오를 거친다. 본 연구에서 제시한 다단계 신경망을 이용하여 얻은 해의 적합성을 검증한다. 마지막으로, 다른 작업들과의 효율적인 연계를 가질 수 있도록 시스템으로 구현한다. 특히, 사용자 편의를 위하여 신경망 모듈과 그 결과를 가지고 구조해석 모듈을 이용하여 구조적 거동을 쉽게 확인할 수 있도록 신경망 모듈과 구조해석 모듈이 연계되도록 한다.

2. 초기 구조설계와 다단계 신경망 모델 선정

사장교의 초기 구조설계는 경간장 배치, 주탑의 높이, 케이블 수효와 배치 형상 및 간격 등 구조적 거동을 지배하는 기하학적 형상 결정을 목표로 하고 있다. 여기서 결정된 설계 자료들은 구조적 성능뿐 아니라, 경제성 확보, 시공성, 미관등에 커다란 영향을 미치게 된다. 본 연구에서는 실무적으로 수행되는 구조설계와 관련해서 신경망 모델을 선정하기 위해서 구조물 설계에 대한 실무 과정을 살펴보고 설계 변수의 값들이 어떠한 방식으로 성장해 나가는지 분석해 보았다. 사실상 설계자의 기호나 설계 요구조건에 따라서 설계 흐름은 달라질 수 있으나, 본 연구에서는 표 1과 같이 사장교에 대한 일반적인 구조설계 흐름을 객관화하여 정리하였다. 이 표에서 보여 주는 바와 같이 구조물의 설계 정보는 점차적으로 증가되는 성장형임을 알 수 있다. 만일, 표 1에서 제시하는 전 과정에 대해서 하나의 신경망 모델만을 구축하여서 설계 대안을 얻고자 한다면, 초기 단계들에서 정리된 몇 가지 설계조건(예, 차선평, 교량 길이, 교량 사용성, 경간 길이)을 입력 노드로, 그리고 이 보다 훨씬 많은 설계 결과 값들을 출력 노드로 갖는 신경망을 구축해야 되며, 이 경우에는 학습시간이 매우 오래 걸릴 뿐 아니라 해의 수렴도 불안정적이며, 따라서 그 결과도 신뢰하기가 어렵다. 앞서 언급하였듯이 이러한 문제점을 해결하고자 본 연구에서는 초기 구조설계의 주요 목표인 구조물의 기하학적 형상을 결정하는 과정을 크게 4 단계로 구분하고, 각 단계에서 적합한 신경망들로 구성된 다층형 신경망(multi-layer network)을 이용한다.

표 1 사장교의 초기 구조설계

단계	설계조건	결정되는 주요 설계변수
1	차선평폭	케이블 거치면 수(1면, 2면)
2	교량 사용성, 교량 길이	경간장 분할, 타워 개수
3	경간 길이	주탑 높이/주경간 길이, 주탑 높이
4	주경간 길이, 주탑 높이	케이블 형상, 케이블 개수
5	케이블 거치면 수, 케이블 형상, 케이블 개수	타워 형상
6	교량하중, 케이블 형상, 케이블 개수	케이블 지지점 위치에서의 반력 $R_i = sw$ 
7	반력 R, 케이블 형상, 케이블 개수	초기 긴장력 $P_i = R_i / \sin \alpha_i$ 사장재 단면 $A_i = R_i / (\sin \alpha_i * \text{fall})$
8	사장재 축방향력, 타워형상, 타워 재료	타워 단면 가정
9	교량 길이	거더 재료 200~300m : P.S. Conc. 500~600m : 합성형 600m 이상 : 강상형
10	거더 단면 재료, 케이블 배치 간격, 타워 형상	주요 단면 성질

3. 구조설계 단계별 다층형 신경망 설계

신경망 개발을 위해서는 1) 신경망의 적용 가능성 검토; 2) 신경망 종류의 선택; 3) 신경망 구조 (입력층 노드 수, 은닉층 수, 은닉층 노드 수, 출력층 노드 수 등)의 설계; 4) 학습을 시키는데 주요한 요소들 (가중치, 활성화함수, 학습상수, 모멘텀항등)의 결정; 5) 시스템 구현; 6) 해의 수렴성 검증과; 7) 유용성 검토 작업들이 필요하다. 본 절에서는 이 가운데 중요한 사항들에 대해서만 간략히 기술한다.

3.1 신경망 학습자료 분석 및 입, 출력층 설계

본 연구에서는 신경망 학습을 위하여 39개의 사장교 설계자료를 준비하였다.⁵⁾ 구조설계 실무과정을 지원하기 위한 신경망 구현을 위해서 입, 출력층의 변수 설정에는 다음의 사항들을 고려하였다.

- 1) 구조설계 실무에 이용될 수 있는 신경망이 되도록 입출력층을 구성한다. 따라서 사장교 구조설계 실무적인 진행과정을 크게 4 단계로 구분하고 각 단계별로 파악된 설계변수에 대해서 다단계 신경망들의 입출력층을 표 2와 같이 정한다. 설계 당시 반드시 만족해야 될 기능적인 요구자료는 입력으로, 이러한 입력에 대해서 달라질 수 있는 구조적 형상에 대한 자료는 출력자료로 분류한 것이다. 표 2에 사용된 설계 입출력 변수에 대한 설명은 표 3에 정의되어 있다. 표 4는 본 연구에서 사용된 39개의 사장교 설계자료를 정리한 것이다.
- 2) 개념적 설계후 구조해석 단계로 이어질 수 있는 출력자료가 되도록 한다. 즉, 구조해석 모델링 정보가 생성될 수 있도록 한다. 이에, 초기 구조설계 및 구조해석 전, 후처리과정내에서 다루어지는 설계자료들은 프로토타입 모델링 기법을^{3,4)} 이용하여 시스템내에서 생성 및 이용되는 정보가 효율적으로 처리되도록 한다. 신경망의 학습효과를 높이고 학습

표 2 다단계 신경망 학습 변수

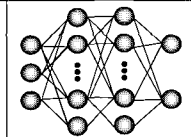
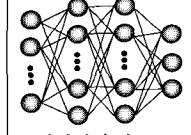
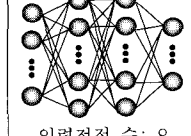
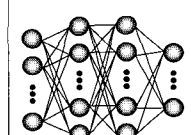
단계	신경망 입력	신경망 구조	신경망 출력
1	Blen Tlen Width	 입력절점 수: 3	Btype Ttype
2	Blen Tlen Width Btype Ttype	 입력절점 수: 5	L h NumCab
3	Blen Tlen Width Btype Ttype L, h, NumCab	 입력절점 수: 8	BR4 BR5 BR6 TR2 TR3
4	Blen Tlen Width Btype Ttype L, h, NumCab BR4, BR5, BR6, TR2, TR3	 입력절점 수: 13	BR1 BR2 BR3 TR1

표 3 신경망 입, 출력 변수 설명

변수	설명	케이블 배치 형상
Blen	교량 길이	
Tlen	타워 높이	
Width	차선 폭	
Btype	타워 개수	
Ttype	타워 형식*	
L	주경간 길이	
h	주탑 높이	
NumCab	케이블 개수	

*타워 형식에 대한 변수 값은 다음과 같이 정함

1

2

3

4

5

6

자료들 상호간의 비선형성에 대한 문제점을 가급적 줄이기 위해서 설계대안의 주요 특성을 표현하는 기본 변수들(즉, base attributes)만을 학습자료로 사용한다. 신경망을 통해서 얻은 기본 변수 값에 대해서 간단한 연산작업을 수행하여 얻을 수 있는 설계 값들에 대한 변수는 유도 변수(즉, derived attributes)로 정의한다.

- 3) 신경망에 사용될 입출력자료들은 속성 값의 다양성에서 야기될 수 있는 문제점을 줄이기 위하여 0~1 사이의 값으로 정규화 시켜 사용한다.

3.2 신경망 학습방법

본 연구에서는 기존 사강교 설계자료에 대한 신경망 학습을 위해서 비선형 자료 학습에 적합한 순방향 신경망(Feedforward Network) 구조의 오류역전파(Back-propagation) 알고리즘을 선택하였다.⁶⁾ 이 방법은 관리형 신경망의 일종으로 그림 1에서 보여주는 바와 같이 신경망에 입력치가 입력되면 입력치가 가중치와 처리요소 별로 규정된 변환함수 그리고 편향치와 연산되어 계속 출력층을 향하여 진행된다. 이 과정을 거쳐 출력층의 출력치와 이미 알고있는 출력값(목표값)과를 비교하게 되고, 그 차이를 최소화하기 위하여 기울기(Gradient)방법을 적용하여 다시 역방향으로 연결선

의 가중치를 변환하게 된다. 일반적으로 학습률 α 를 작은 값으로 설정하기 때문에 당연히 각 학습단계에서의 연결강도 변화량은 상대적으로 줄어들게 되므로 학습이 느려지는 현상이 나타난다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 본 연구에서는 학습단계에서 연결강도를 변경할 때 이전 학습 단계의 연결강도 변화량을 보조적으로 활용하는 모멘텀 오류역전파 알고리즘을 사용한다. 단지, 연결강도 변화량에 모멘텀항이 부가되는 점 이외에는 일반적인 오류역전파 알고리즘의 학습방법과 동일하다. 학습단계를 간단히 설명하면 다음과 같다.

우선적으로, 은닉층의 절점에서는 외부 입력과 은닉층과의 연결강도를 이용하여 은닉층 유니트의 입력 값을 다음 식과 같이 구한다.

$$N_j = \sum_{i=1}^i a_i W_{ji} \tag{1}$$

여기서, a_i 는 j 노드에 영향을 미치는 노드들의 결과 값이고 W_{ji} 는 i 노드와 j 노드 사이의 연결강도이다. 각 노드의 활성화 수준은 다음 관계식에 의해서 결정된다.

$$a_j = F(N_j) \tag{2}$$

표 4 인공신경망 학습 및 검증에 사용된 사장교 설계자료

No.	Blen	Tlen	Width	Btype	Ttype	Br1	Br2	Br3	Br4	Br5	Br6	Tr1	Tr2	Tr3	Num Cab
1	796	117	24.1	2	3	0	123.5	26.5	34	196	15	32.3	52.5	33	14
2	177	46.5	15.7	1	5	33.5	10.2	44.8	44.8	10.2	33.5	11.4	29.1	6	3
3	274	56.5	8.2	1	1	0	96	24	24	96	32.2	0	47.5	9	7
4	93	33.5	5.1	1	3	0	20	14	14	28	16	13	17	4	3
5	230	47	8.8	1	5	28.5	60	18	18	60	44.5	10.1	29.4	8	6
6	325	46	10.8	2	3	0	61.5	3.5	3.5	60	14	14.5	21.5	10	6
7	860	172	40.2	2	5	0	156	36.5	36.5	156	37.5	45	87.9	39	11
8	1170	185	37.5	2	3	0	235	50	50	225	20	48.7	70	66	17
9	700	120	37.5	2	3	0	110	30	35	155	15	35.9	56.8	28	12
10	456	43	23.8	2	6	0	76	28.5	28.5	80	12.5	0	27	16	9
11	249	71	17.7	1	5	0	60	26	26	60	78.5	16.5	26	29	7
12	314	56.5	15.8	1	2	0	83.9	28	28	108	66.35	5.5	37	14	7
13	134	30	12.8	1	1	0	27	16	18	48	24	21	0	9	7
14	89	22	10.3	1	5	16.59	11.2	16.8	16.5	11	16.91	19.1	0	2	2
15	111	18.3	3.8	1	4	16.5	26	13	13	26	16.5	1.3	14	4	3
16	292	46	35.3	1	6	0	76.2	40.6	40.62	76.8	57.74	36	0	10	3
17	210	26	14.7	1	6	0	32.83	37.17	42.93	41	56.13	22	0	4	2
18	386	72.6	10.4	2	5	0	43.5	41.5	41.5	41.5	24.5	33.3	38.1	1	2
19	514	110	29.3	1	5	0	146.3	48.75	63.8	191	63.8	18.6	22.9	69	4
20	378	34.3	20	2	1	0	42.1	38.8	42.8	42.8	22.4	3.09	24.2	7	2
21	280	24	17.9	2	6	0	30	30	30	30	20	2.4	9.6	12	2
22	630	51.8	36.3	2	6	0	95	45	45	95	35	4.75	26	21	3
23	209	20.7	23	2	6	0	0	41.64	42.96	0	19.69	1.66	19.1	0	1
24	470	42.8	18.5	2	6	11.75	50	55	50	50	25	1.75	35.8	5	2
25	442	46	17.8	2	6	0	54	40	42	54	24	3	29.5	14	10
26	354	52.2	16.5	2	5	0	0	50.15	50.15	50.2	26.55	4.4	37.8	10	2
27	653	62.4	30	2	6	5.5	105	38.5	38.5	105	34	3.6	15.3	44	4
28	319	49.1	24.3	1	6	0	84.9	34	34	84.9	81	3	35.6	11	8
29	345	54	21	1	6	5.8	120	35	35	120	29.2	0	36	18	13
30	479	41.9	26.5	2	6	5.4	84	31	31	80	8	1.9	22.5	18	11
31	229	40.5	39.1	1	6	6	65	17.8	17.8	65	57.6	2.5	6.6	31	11
32	884	137	17	2	5	5.4	133.4	60.63	60.63	133	48.5	28.4	42.6	66	12
33	452	111	28	1	4	8.5	182.9	18.29	18.29	201	30.48	3.05	66.5	42	12
34	781	121	33	2	6	14.7	115.2	36	36	173	16.2	40.2	4	77	17
35	400	107	21	1	4	22.5	150	27.5	27.5	150	22.5	24	60	23	13
36	228	46	11.5	1	1	12	90	12	12	90	12	4	8	34	10
37	290	64.5	14.9	2	4	3	53.5	5	5	77	3	19.5	28.5	17	12
38	173	86	6.35	1	5	7	70	9.3	9.3	70	7	42	11	33	11
39	410	84.7	14.3	1	1	20	99	51	64	126	50	0	62.2	23	10
Min	89	18.3	3.8	1	1	0	0	3.5	3.5	0	3	0	0	0	1
Max	1170	185	40.2	2	6	33.5	235	60.63	64	225	81	48.7	87.9	77	17

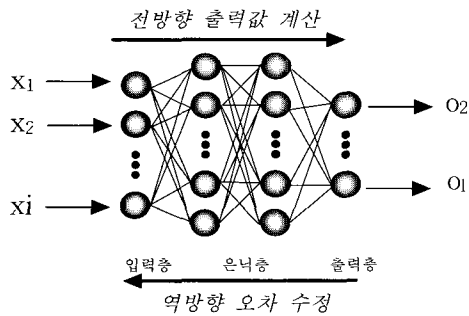


그림 1 순방향 다층 신경망 구조

여기서, F 는 아래 식과 같이 정의되는 시그모이드 함수이다.

$$F(N_j) = \frac{1}{1 + e^{-N_j}} \quad (3)$$

활성화함수는 신경망의 학습속도에 많은 영향을 미치는데 본 연구에서 택한 시그모이드 함수는 미분 가능하며 그 형태가 매우 간단하고, 비선형이라는 점에서 오류역전파 학습법에서 가장 많이 사용되고 있다. 노드의 입력 값이 0 혹은 1에 가까운 변방의 값일 경우 중앙의 값에 비하여 상대적으로 적은 값을 가지는 출력을 생성하고 중앙의 값인 경우는 반대로 상대적으로 큰 값을 가지는 출력을 생성하게 된다. 이는 신경망에서 사용되는 학습예제 들이 통계적으로 정규분포를 이루는 임의의 값이라고 가정한다면 그 수가 많은 중앙값들은 학습 시 변방의 값들보다는 많은 영향을 미치게 된다. 시그모이드 함수는 입력 값이 작으면 크게 변하고 클 때에는 작게 변하는 특성을 갖는다는 것을 의미하는데 매우 큰 입력 값에 대해서 급격히 변화하는 것을 방지하고 미소한 입력 값도 간과하지 않는 장점이 있다. 본 연구에서는 이러한 함수의 특성을 이용하여서 학습효과를 얻기 위해서 수집한 설계자료들을 분석하고 정규 분포에 크게 어긋나는 자료들을 버리고 남겨진 39개의 사장교 자료들에 대해서만 각 변수 값을 0에서 1사이의 값으로 정규화 하여 입출력 자료로 사용하였다.

학습패턴의 목표 값과 출력층의 신경망 출력 값의 차이로부터 오차 δ_j 를 다음 식과 같이 계산한다.

$$\delta_j = (t_j - a_j) F'(N_j) \quad (4)$$

여기서, t_j 는 j 노드의 목표 값, a_j 는 j 노드의 신경망 출력, $F'(N_j)$ 는 시그모이드 함수의 미분 값이다. 이와 같이 구한 오차를 근거로 연결 강도 변화량을 다음 식과 같이 구한다.

$$\Delta W_{ji} = \alpha \delta_j a_i + \beta \Delta W_{ji-1} \quad (5)$$

여기서, α 는 학습률 상수이고 β 는 모멘텀 상수이다.

3.3 은닉 층 노드수

본 연구에서 각 단계별 신경망의 구조는 입력층과 출력층을 포함하여 총 4개의 네트워크 층을 가진 다층형 신경망을 사용하였다. 아직까지 은닉층의 수와 은닉층의 노드 수 결정에 대해서 사용할만한 일반적인 방법이 없으므로, 은닉층의 노드 수는 표 5에서 보여주는 바와 같이 시행착오(trial and-error)의 시뮬레이션으로 구하였다. 경험적으로, 5층 이상의 네트워크를 이용하는 것은 시간과 비용면에서 비효율적이라고 판단된다.

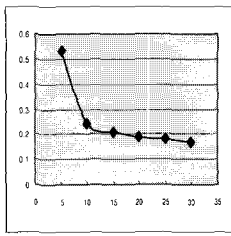
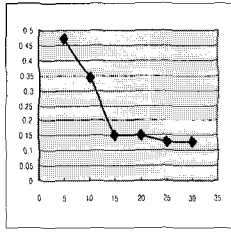
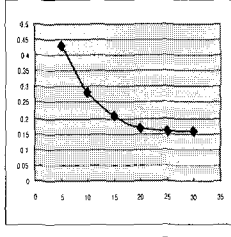
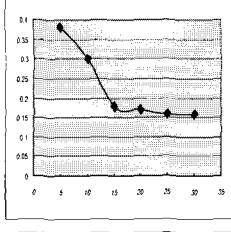
3.4 신경망 학습결과 검증

신경망 학습결과와 신뢰성 검증은 학습시 사용한 출력자료와 신경망을 통해서 얻은 출력결과들의 오차 범위가 매우 적은 경우에 타당하다고 말할 수 있다. 본 연구에서 제시한 다단계 신경망을 이용한 출력결과들의 타당성을 검증하기 위해서 학습시 사용하였던 39개의 설계자료들을 신경망의 새로운 입력으로 사용하여 얻은 출력결과들을 단계별로 표 6과 같이 도식화 해 보았다. 대부분의 자료에 대해서 오차 범위는 0.02~0.03 이내로 매우 만족스러운 결과를 얻었다. 본 연구 수행시에는 자료 획득의 어려움 때문에 학습 당시 사용했던 설계자료에 대해서 신경망 학습에 대한 타당성을 검증해 보았지만, 보다 확실하고 합리적인 검증을 위해서는 학습 당시 사용되지 않았던 새로운 설계자료에 대해서도 검증 과정을 수행하는 것이 바람직하다.

4. 신경망을 이용한 사장교의 초기 구조설계의 예제

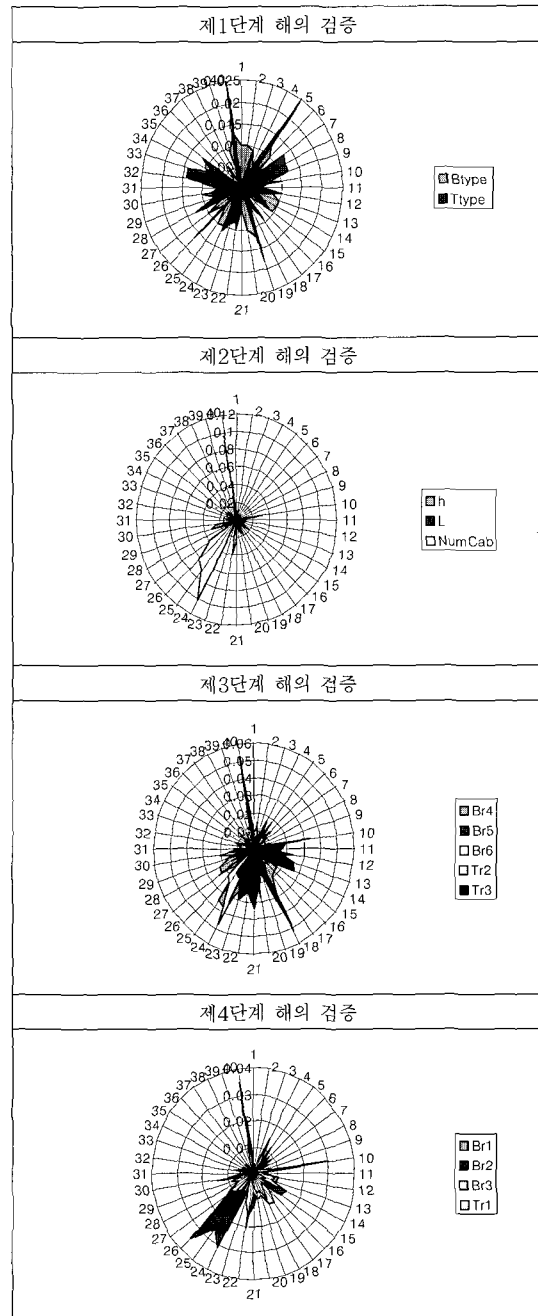
앞서 제시한 다단계 신경망을 이용하여 새로운 교량 문제에 이용할 경우 그 타당성을 살펴보기 위해서 신경망 학습에 사용되지 않았던 2 가지의 새로운 설계문제

표 5 다단계 신경망의 구조

단계	입력층 절점수	은니층 절점수	출력층 절점수	학습 율	모델 탐
1	4	 (10)	2	0.5	0.7
2	6	 (15)	3	0.4	0.9
3	9	 (20)	5	0.4	0.8
4	14	 (15)	4	0.5	0.9

에 대해서 살펴보았다. 그 중 한 가지는 실제로 설계되어서 사용되는 교량인 일본 쇼난도 교량과 다른 한가지는 전혀 새로운 설계문제이다. 일본 쇼난도 교량의 경우, 주어진 설계조건은 교량 전장 455.8m, 타워 높이 43m, 교량 폭은 23m인 2차선 교량이며, 또 다른 새로운 경우의 설계조건은 교량 전장 1080m, 타워 높이 160m, 교량 폭은 30m인 4차선 교량이다. 이에 대한 신경망 수행결과는 표 7과 같이 16개의 케이스로 배치된 수정된 하프 형상의 대칭구조, 수정 A형의 타워 시스템을 제시해 주고 있다.

표 6 다단계 신경망 학습결과 검증



5. 초기 구조설계 시스템의 개발

앞서 제시한 신경망을 이용하여 얻은 결과물은 구조

표 7 다단계 신경망을 이용한 사장교 설계 예

교량 이름	입, 출력 자료															
	길이	높이	넓이	차선수	타워개수	타워형식	케이블수	BR1	BR2	BR3	BR4	BR5	BR6	TR1	TR2	TR3
일본 쇼난도	455.8m	43m	23m	2	2	6	9	0	81.04	30.18	30.16	75.5	15.3	0.11	32.09	15.18
신설 사장교	1080m	160m	30m	4	2	3	16	0	195.75	95.75	57.54	193.57	25.43	65.67	72.03	48.4

설계라는 비선형문제의 초기 설계대안값이며, 최종 설계 값으로 발전시키기 위해서는 여러 가지 구조적 사항들을 고려해 가면서 더욱 구체화시켜야 된다. 구조설계란 일련의 반복적인 작업을 요구하므로 효율적으로 작업을 수행할 수 있는 통합적인 환경을 구축하는 것이 매우 중요하다. 본 연구에서는 신경망을 이용한 사장교의 초기 구조설계 시스템을 이용하여 다양한 설계 대안제들을 만들어 갈 수 있는 구조설계 흐름도를 제시하고 (그림 2), 이에 적합한 사용자 편의 인터페이스를 가지는 초기 구조설계시스템을 구현하였다. 이 시스템은 크게 신경망관련 모듈과 구조해석 관련 모듈로 구성되어 있다. 신경망관련 모듈은 1) 향후 지속적으로 발생할 수 있는 사장교의 설계자료를 신경망에 학습시키는 기능과 2) 기존 사장교 설계자료에 대해서 이미 학습된 신경망을 이용하여 새로운 예제에 대해서 설계 대안제를 생성해주는 기능을 가지고 있다. 구조해석 관련 모듈은 1) 신경망에서 생성해주는 설계대안제의 정보를 가지고 구조해석에 대한 정보로 변환; 2) 구조해석에 대한 입력자료를 그래픽으로 출력; 3) 구조해석 수행과; 4) 구조해석후 구조물의 거동을 살펴볼 수 있는 기능들을 포함하고 있다. 즉, 통합화된 하나의 환경에서 하나의 설계문제에 대하여 초기 구조형상결정 및 구조해석 및 검증에 이르기까지 일련의 작업들을 효율적으로 할 수 있도록 계획된 것이다.

본 연구에서는 여러 가지 모듈의 효율적인 통합화를 꾀하기 위하여 초기 구조설계 시스템을 그림 3과 같이 중앙데이터베이스를 이용하여 여러 모듈들을 연계하는 방안을 도입하였다. 그림 3(a)는 초기 구조설계 시스템을 구성하고 있는 모듈들의 구성을 보여주고 있다. 그림 3(b)는 사용자 인터페이스이며, 관련된 모듈들이 모두 하나의 인터페이스에서 이루어질 수 있도록 구현되었다. 그림 3(c)는 앞장에서 택한 예제 사장교에 대한 구조해석 입력자료를 그래픽적으로 처리한 것이다.

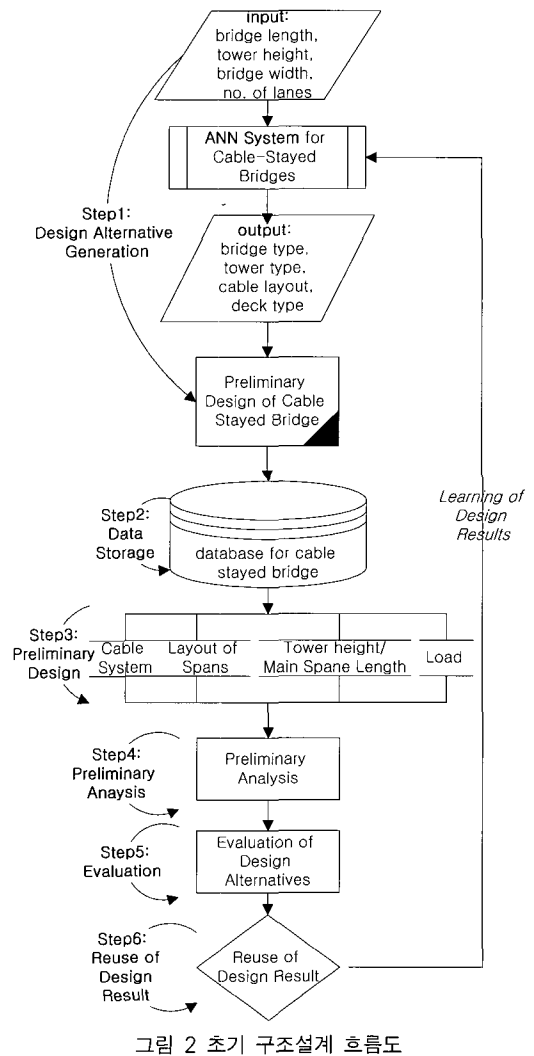
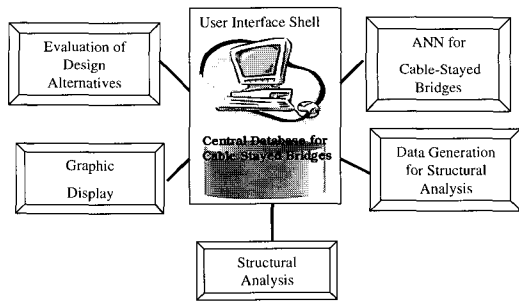
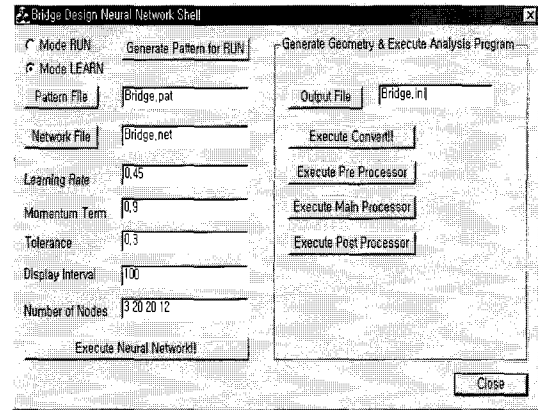


그림 2 초기 구조설계 흐름도

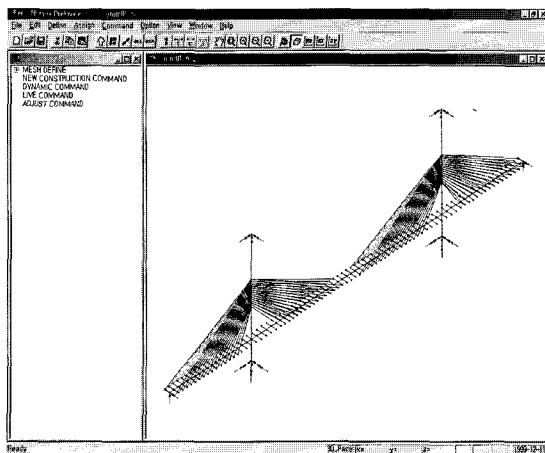
이는 인공신경망 출력 결과에 근거해서 구조해석에 적합한 정보를 유도하여 얻은 것이다. 그림 3(d)는 같은 예제 사장교의 구조해석후 결과를 그래픽적으로 처리한 것이다.



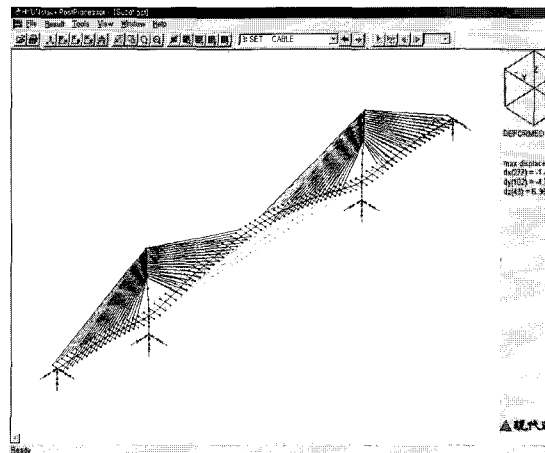
(a) 사장교 초기 구조설계 시스템 구성 모듈들



(b) 사용자 인터페이스



(c) 구조해석 전처리



(d) 구조해석 결과 후처리

그림 3 사장교 초기 구조설계 시스템 요약

6. 결 론

구조물의 초기 구조설계란 계속적으로 이루어질 후속 작업에 매우 중요한 영향을 미치며 궁극적으로 설계의 질을 높이고 작업시간을 좌우하는데 결정적인 역할을 한다. 지금까지 초기 구조설계는 경험이나 직관들을 컴퓨터로 표현할 수 있는 정형화된 방법들이 부족하여 전산화시키기 어렵다는 문제에 직면해 오고 있었다. 본 연구에서는 인공지능 기법이라는 신기술의 도입으로 이러한 문제점에 대한 새로운 해결방법에 대해서 확증하게 되었다. 신경망은 학습데이터 수집방법과 그 양 및 질에 대한 문제, 사용하는 모델의 구조 등에 따라서 얻게될 결과물이 크게 달라질 수 있으나, 본 연구에서

는 다량의 양질의 자료를 학습시킨다는 것보다는 기존 설계의 경험을 신경망을 보다 효율적인 방법으로 이용하는 것에 대해서 초점을 두고 연구한 결과 다음과 같은 결론을 얻게 되었다.

- 1) 신경망 기법은 구조물의 초기 구조설계에서와 같이 정보가 복합적이고 직관적인 경험에 의존하는 비선형성 특성을 가지는 자료처리에 매우 효과적이다. 본 연구에서는 시도해보지 않았지만, 주변의 경관성이나 지반조건 등에 대한 설계자료등을 적절히 변수화하여 신경망 학습에 이용한다면 초기 구조설계에 대한 신경망 이용의 폭을 넓힐 수 있을 것이다.
- 2) 신경망 자체가 제공하는 병렬처리방법의 장점

문에 축적된 많은 경험들을 실시간에 손쉽게 사용할 수 있다는 커다란 장점도 지니고 있으므로 한정된 시간 내에 여러 가지 설계 대안들을 고려해서 비교해야 되는 초기 구조설계에는 아주 적합한 모델이라 할 수 있다.

- 3) 새롭게 생성되는 설계결과들을 계속적으로 학습시켜서 다음 설계에 사용할 수 있으므로 계속 성장하는 시스템으로 발전시킬 수 있다.
- 4) 입력자료에 비해서 인고자 하는 출력자료가 많은 경우에는 실무적인 상황을 잘 고려하여 본 연구에서 제시하는 바와 같이 다단계 신경망을 구축하여 사용하는 것이 바람직하다. 특히, 신경망의 입력층 수가 출력층의 수보다 많아지도록 신경망 모델을 설계하면, 신경망 학습시간과, 해의 수렴성 속도가 빨라지게 되며, 신경망으로부터 구한 해에 대한 신뢰도를 높일 수 있다.

마지막으로, 본 연구에서와 같이 구조설계 분야에서 신경망을 사용할 경우에는 신경망의 본질적인 면을 이론적으로 개발해서 사용하는 것도 좋은 방법일 수 있지만, 이 보다는 실제로 적용하고자 하는 분야에 대해서 새로운 개념을 적극적으로 도입하려는 시각으로 관련된 작업흐름의 분석을 달리 해보는 것도 매우 중요하다고 생각된다.

감사의 글

본 연구는 서울대학교 지진공학연구센터와 서울대학교 두뇌한국 BK21 사업단 지원에 의해서 수행된 것으로 이에 깊은 감사를 드립니다.

참고 문헌

1. 김남희, 이승철, 장승필, "인공신경망을 이용한 사장교 초기 구조설계시스템 개발", 한국전산구조공학회 학술발표회 논문집, 1999, pp.421~428
2. Abhijit Mukherjee and Jayant M. Deshpande, "Modeling Initial Design Process Using Artificial Neural Network", *Journal of Computing in Civil Engineering*, ASCE, Vol. 9, No. 3, 1995, pp.194~200
3. Namhee Kim Hong and Sung-Gul Hong, "Entity-Based Product and Process Models for Structural Design", *Journal of Computing in Civil Engineering*, ASCE, Vol. 9, No. 3, 1998, pp.194~200
4. Namhee Kim Hong and Sung-Gul Hong, "Application of Entity-Based Approach for Unified Representation of Design Alternatives for Structural Design", *Advances in Engineering Software*, Vol. 32, No. 8, 2001, pp.599~610
5. 장대교량의 설계 및 시공에 관한 연구, 건기연 95-SE-112-2, 한국건설기술연구원, 1995
6. Martin T. Hagan, Howard B. Demuth and Mark Beale, *Neural Network Design*, PWS Publishing Company, 1996