

인공신경망을 이용한 사장교 초기구조설계시스템 개발
The Development of Preliminary Design System for
Cable-Stayed Bridges
using Artificial Neural Networks

김 남 회¹⁾
Kim, Namhee

장 승 필²⁾
Chang, Sung-Pil

이 승 철³⁾
Lee, Seung-Chol

ABSTRACT

The preliminary stage of structural design is very crucial step whose results have great effects on the structural performance, construction, economy, and aesthetics through the following design stages. However, it is extremely difficult to computerize the information and knowledge used in the preliminary design stage because it lacks of formality of representation of designers' experience and intuition. To address such issue the concept of an artificial neural network has been adopted to develop preliminary design system for cable-stayed bridges in this paper. The artificial neural network has been proved that it has the ability of learning design experience and providing a good design alternative.

1. 서론

장대교량에 있어서 사장교의 이용은 400여년 전에 시작되었으며, 그후 재료 및 구조공학의 발달로 20세기 중반이후부터서는 현대적인 사장교의 시안이 제시되었다. 장대교량에 사장교의 형식을 사용할 경우 모멘트의 분포도 균일하게 할 수 있고, 교각의 숫자 또한 일반 교량보다 크게 경감시킬 수 있으며, 구조형식의 다양성과 미관이 뛰어나다는 장점 때문에 최근 사장교 건설이 크게 늘고 있는 추세이다. 이러한 사장교의 형식 선정은 현장의 여건에 따라서 크게 좌우되며, 초기구조설계단계에서 결정하게 되는 경간장 배치, 주탑의 높이, 케이블 수효

-
- 1) 서울대학교 지구환경시스템공학부 초빙조교수
 - 2) 서울대학교 지구환경시스템공학부 교수
 - 3) 서울대학교 토목공학과 대학원 석사과정

와 배치간격, 상부구조형식 등의 선정은 사장교의 구조적 성능, 경제성 확보, 시공성, 미관 등에 커다란 영향을 미친다. 그러나 초기구조설계 중요성에 대한 인식은 매우 높아가고 있지만 컴퓨터를 이용한 초기구조설계시스템 개발은 아직 그 시도조차 되고있지 않다.

아무리 컴퓨터 자체가 발달될지라도 공학을 포함해서 응용분야에서의 시스템개발은 모든 정보를 컴퓨터가 처리가능한 형태로 정형화 작업이 선행된다는 전제조건을 지니고 있다. 구조공학분야에서도 구조해석분야에서의 소프트웨어의 개발이 활발하고 컴퓨터의 이용이 많은 이유는 대부분의 정보가 컴퓨터처리가 가능한 형태로 표현할 수 있기 때문이다. 반면에 초기구조설계단계의 정보들은 대부분이 복합적인 경험과 기술자의 직관등이며 이러한 정보는 절차적인 프로그래밍 언어나 규칙표현의 언어들에 이용하는데도 많은 한계가 있음이 밝혀졌다. 최근 이러한 문제점을 극복하기 위해서 손상측정(Yeh et al. 1993), 재료거동에 대한 모델링(Ghaboushi et al. 1991)분야에서 사용되기 시작한 인공신경망이 철근콘크리트의 경제적 단면산정의 초기구조설계에도 적용(Mukherjee et al. 1995)해 본 바 최적화이론에 근거한 경우와 거의 유사한 결과를 냄으로서 초기구조설계에서의 인공신경망 이용의 가능성을 증명해주고 있다. 이에 본 연구에서는 사장교의 초기구조설계단계에서 인공신경망을 도입하여 기존의 설계경험들을 이용하여 교량형식에 대한 설계대안제를 보다 용이하게 이용하고자 한다.

본 논문의 구성은 먼저, 기존사장교의 설계자료를 근거로 구축한 인공신경망개발과정을 설명하고, 인공신경망을 이용한 사장교의 초기구조설계흐름도를 제시한다. 통합적 환경에서 설계되는 사장교 예제를 보여주고 나서 본 연구에 대한 결론을 맺는다.

2. 사장교의 초기구조설계를 위한 인공신경망 구축

실험 또는 경험에 의한 데이터를 학습하여 데이터들의 상관관계를 스스로 정립하고자 할 때 인공신경망의 이용은 매우 효과적이다. 인공신경망 개발을 위해서는 1) 인공신경망 시스템에 학습시킬 자료의 분석; 2)인공신경망시스템의 입력층과 출력층을 정의; 3)신경망구조(입력층 노드수, 은닉층 수, 은닉층 노드수, 출력층 노드수 등)의 결정; 4)학습을 시키는데 주요한 요소들(가중치, 활성화함수, 학습상수, 모멘텀항등)의 결정 등의 작업들이 잘 수행되어야 한다.

2.1. 인공신경망 시스템에 학습시킬 자료의 분석

(표 1)은 본 연구에서 사용한 사장교 설계자료의 예이다. 일반적으로 학습은 경험에 의해 지식이 형성되고, 인공신경망에서 학습은 필요한 출력을 얻을 수 있도록 뉴런의 가중치를 조절하는 것이다. 본 연구에서는 최종적인 설계안을 얻고자 하는 것이 아니라 초기설계대안형성에 기존의 설계경험을 최대한 이용하자는 데 주목적을 두고 (표 1)의 설계자료에 대해서 실무적인 설계과정을 고려하여 입력과 출력자료로 구별하였다. 또한 인공신경망의 학습결과에 대한 검증을 위해서 몇 가지 예제들은 남겨놓고 학습을 시킨다.

| 교량이름 | 입력자료 | | | | 출력자료 | | | | | |
|----------|--------|--------|-------|-----|---------|-------|------|-----------------|----------------|-------|
| | 길이 | 높이 | 넓이 | 차선수 | 형식 | 타워형식 | 케이블수 | 상판 | 타워 | 케이블배치 |
| Knie | 514 | 114.1 | 27.62 | 4 | 1 tower | 문형 | 4*4 | 242.15+319.0 | 68.7+22.9+18.6 | 하프형 |
| Franklin | 209.26 | 20.707 | 23 | 2 | 2 tower | 캔틸레버 | 1*4 | 41.6+125.3+42.3 | 19.05+1.657 | 기타형 |
| Maxau | 292 | 46 | 30.8 | 4 | 1 tower | 다이아몬드 | 3*4 | 175.2+116.8 | 36+10 | 부채형 |
| 다다라대교 | 1480 | 519 | 30 | 2 | 2 tower | A형 | 20*4 | 270+890+320 | 216+303 | 부채형 |

(표 1) 사장교 설계자료의 예

2.2. 인공신경망 시스템의 입력층과 출력층을 정의

(표 1)에서 구별한 입력과 출력자료를 표현할 수 있도록 (표 2)에서와 같이 입력층과 출력층의 노드들을 구성하였다. 일반적으로 사장교 초기설계 시 주어지는 문제점들을 정의하는데 필요한 설계자료들(예: 교량 전장, 차선 수)은 입력층 노드들로, 초기구조설계 결과물로 연계되는 교량형식 결정에 대한 주요 요소들은 출력층의 노드들로 표현하도록 정의하였다. 사장교의 설계 입출력 변수에 대한 설명은 (그림 1)에 되어있다.

| Input Data Pattern(Converted Value for NN) | Output Data Pattern(Converted Value for NN) |
|--|---|
| Length of Bridge (0.0 ~ 1.0) | Types of Bridge (0,1) |
| Height of Bridge (0.0 ~ 1.0) | Types of Tower (0.0 ~ 1.0) |
| Width of Bridge (0.0 ~ 1.0) | Number of Cables (0.0 ~ 1.0) |
| Number of Lanes (0.0 ~ 1.0) | Geometry of Girder (0.0 ~ 1.0) -> 9 |
| | Geometry of Tower (0.0 ~ 1.0) -> 3 |
| 4 Input Nodes | 12 Output Nodes |

(표 2) 입출력층 정의표

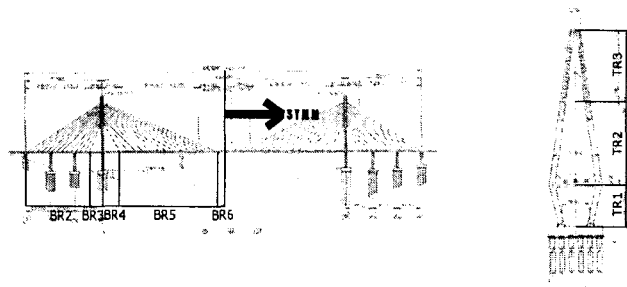


그림 1. 사장교 설계입출력변수

2.3. 신경망 구조의 결정

2.3.1. Backpropagation 알고리즘

본 연구에서는 기존 사장교 설계자료에 자료를 학습시키기 위해서 (그림 2)과 같은 Backpropagation 인공신경망 구조를 선택하였다.

Backpropagation 알고리즘은 기존 인공신경망 분야에서 오랫동안 풀지 못했던 비선형 분류(nonlinear classification)의 문제를 해결함으로써 인공신경망의 진흥에 촉진제 역할을 하였다. Backpropagation 방법은 관리형 인공신경망의 일종으로 신경망에 입력치가 입력되면 입력치가 가중치와 처리요소 별로 규정된 변환함수 그리고 편향치와 연산되어 계속 출력층을 향하여 진행된다. 이 과정을 거쳐 출력층의 출력치와 이미 알고있는 출력값(정해)과를 비교하게 되고, 그 차이를 최소화하기 위하여 Gradient방법을 적용하여 다시 역방향으로 연결선의 가중치를 변환하게 된다. Backpropagation은 대부분의 경우 매우 안정된 결과를 주지만 학습속도가 느린 편이며 국부 최적화(local optima) 결과를 산출할 위험이 있는 것이 단점이다.

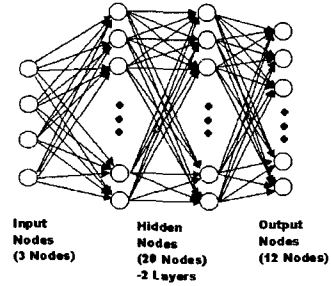


그림 2. 인공신경망 구조

2.3.2. 은닉층 수와 은닉층의 절점수

인공신경망에 대한 연구가 전 세계적으로 진행되고 있지만 아직까지 신경망의 은닉층의 갯수와 한 층의 은닉층내의 노드수 등에 관해서는 정해져 있는바가 없다. 본 연구에서 사용된 Backpropagation 인공신경망의 구조는 입력층과 출력층을 포함하여 총 4개의 네트워크 층수를 가지고 있다. 이는 임의의 연속함수는 4층의 네트워크를 이용하여 표현할 수 있다는 것이 이미 보고되어있기 때문이다. 즉, 5층 이상의 네트워크를 이용하는 것은 시간과 비용 면에서 비효율적이라고 판단되었기 때문이다.

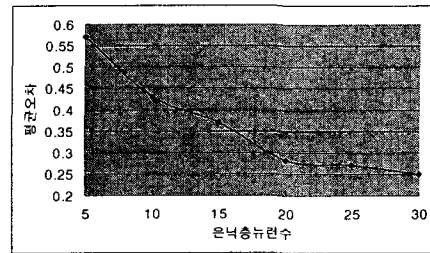


그림 3. 은닉층 노드수에 따른 시물레이션결과

(그림 3)에서 보는바와 같이 은닉층 내부의 노드수가 증가함에 따라서 학습수렴시의 신경망 내부의 평균오차는 줄어드는 경향을 보인다. 하지만 그래프에서 보듯이 은닉층 내부의 노드수가 20개 이상에서는 거의 일정한 평균오차를 취함을 알 수 있다.

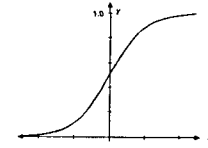
2.4 학습을 시키는데 주요한 요소들의 결정

2.4.1. 가중치 결정

인공신경망의 초기 연결 가중치 값은 작은 임의의 수로 초기화되어야 한다. 이들 가중치 값이 모두 동일하다면 학습의 결과를 보장할 수 없으며 선택된 가중치값에 따라 학습의 속도와 수렴성에 영향을 미친다. 본 연구에서는 0.1 미만의 작은 임의의 수로 초기화하였다.

2.4.2. 활성화함수 결정

활성함수는 신경망의 학습속도에 많은 영향을 미치는데 본 연구에서는 (그림 4)과 같이 sigmoid함수를 선택하였다. sigmoid함수는 미분가능하며 그 형태가 매우 간단하고, 비선형이라는 점에서 Backpropagation에서 가장 많이 사용되고 있다. 노드의 입력값이 0 혹은 1에 가까운 변방의 값일 경우 중앙의 값에 비하여 상대적으로 적은 값의 output을 생성하고 중앙의 값인 경우는 반대로 상대적으로 큰 값을 생성하게 된다. 이는 인공신경망에서 사용되는 학습예제들이 통계적으로 정규분포를 이루는 임의의 값이라고 가정한다면 많은 수를 가진 중앙값들은 학습 시 변방의 값들보다는 많은 영향을 미치게 된다. sigmoid 함수는 입력값이 작으면 크게 변하고 클 때에는 작게 변하는 특성을 갖는다는 것을 의미하는데 매우 큰 입력값에 대해서 급격히 변화하는 것을 방지하고 미소한 입력값도 간과하지 않는 장점이 있다.



$$f(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$$

그림4. sigmoid함수

2.4.3. 학습상수

학습상수는 Backpropagation 신경망의 효율성과 수렴성에 많은 영향을 끼친다. 특히 학습시의 학습반복회수에 영향을 많이 끼치게 되는데 일반적으로 0.01~10 사이의 값을 많이 취한다. 본 연구에서는 0.1~1 까지 변화시키면서 실험을 해본 결과 0.4 이후에서는 거의 일정한 회수의 반복회수를 보였다.

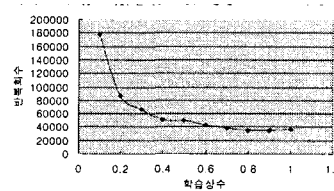


그림 5. 학습상수에 따른 시뮬레이션결과

2.4.3. 모멘텀항

모멘텀항은 Backpropagation 신경망의 수렴속도를 증가시키기 위하여 만들어진 것으로 가장 최근의 연결강도값의 변화량의 일정량을 현재의 연결강도 값의 변화량에 첨가하여 수렴속도를 증가시키는 방법이며 대략 0.1~0.8 사이의 양수값을 취한다. 본 연구의 경우 0.1 ~ 1.0 까지 변화시키면서 실험을 해본 결과 0.9에서 가장 적은 반복회수로 수렴함을 알 수 있었다.

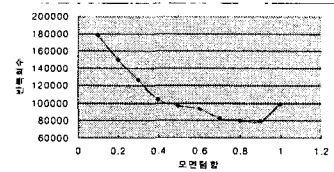


그림 6. 모멘텀항에 따른 시뮬레이션결과

2.5. 인공신경망의 검증

인공신경망의 학습결과가 신뢰할 수 있는지 살펴보기 위해서 학습시 사용한 출력자료와 인공신경망을 통해서 얻은 출력 결과들을 (표 3)과 같이 비교해 보았다. (표 3)에 사용된 변수들은 (표 2)와 (그림 1)에 설명되어 있다.

교량길이 455.8m, 교량높이 43m, 교량폭 23m이고 2차선인 일본 쇼난신도교량의 설계조건을 시험해 보았다. 그 결과는 (표 3)과 같이 비교적 적은 오차범위를 가지고 결과를 생성해주고 있다.

| 출력변수 | Bridge Type | Tower Type | No. of Cable | BR1 | BR2 | BR3 | BR4 | BR5 | BR6 | TR1 | TR2 | TR3 |
|----------|--|------------|--------------|-----|-------|-------|-------|------|------|------|-------|-------|
| | 교량길이 455.8m, 교량높이 43m, 교량폭 23m이고 2차선인 일본 쇼난신도 설계조건 | | | | | | | | | | | |
| 학습된 출력 | 2 | 6 | 9 | 0 | 76 | 28.5 | 28.5 | 80 | 12.5 | 0 | 27 | 16 |
| 신경망 출력 | 2 | 6 | 9 | 0 | 81.04 | 30.18 | 30.16 | 75.5 | 15.3 | 0.11 | 32.09 | 15.18 |
| 상대오차 (%) | 0 | 0 | 0 | 0 | 6.6 | 5.9 | 5.9 | 5.6 | 22.4 | 100 | 18.85 | 5.12 |

(표 3) 시험패턴과 출력결과의 예

3. 인공신경망을 이용한 사장교의 초기구조설계의 예제

앞서 제시한 인공신경망을 이용하여 얻은 결과물은 구조설계라는 비선형문제의 초기설계대안값이며, 최종 설계값으로 발전시키기 위해서는 여러가지 구조적 사항들을 고려해 가면서 더욱 구체화시켜야 된다. 본 연구에서는 인공신경망을 이용한 초기구조설계를 근거로 하여보다 현실적인 설계대안을 창조해 갈 수 있는 구조설계 흐름도를 (그림 7)과 같이 제시한다.

일련의 반복적인 작업이 통합적인 환경하에서 작업할 수 있도록 사장교의 초기구조설계시스템을 (그림 8)와 같이 구성하였다. 특히 사용자편의를 위하여 인터페이스용 Shell 프로그램을 제작하였다. 이 Shell 프로그램은 사장교의 Geometry를 생성하는 인공신경망 모듈과 이를 해석하고 결과를 확인할 수 있는 전후처리기와 주처리기를 하나의 프로그램에서 제어할 수 있도록 제작되었다.

그림 9, 10과 11은 새로운 사장교 예제를 본 연구에서 제안하는 인공신경망을 이용한 초기구조설계과정을 거쳐서 수행해 가는 과정을 보여주고 있다.

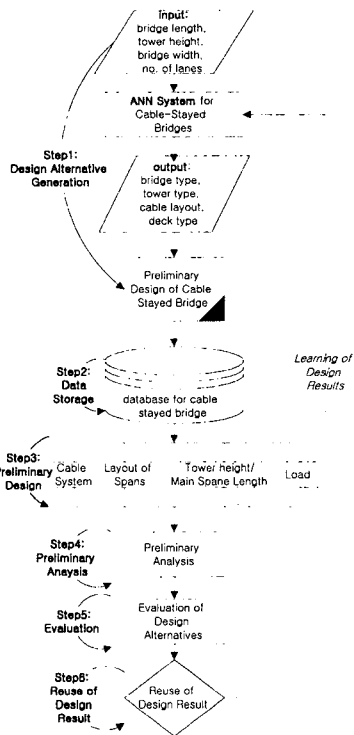


그림 7. 초기구조설계흐름도

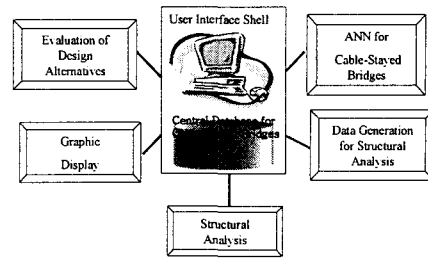


그림 8. 사장교 초기구조설계 시스템

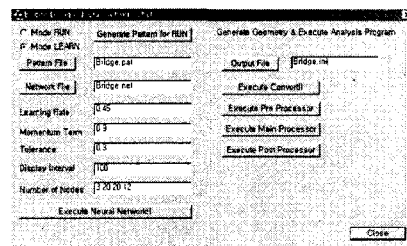


그림 9. 인공지능경망 입력과 Bridge Design Shell 프로그램

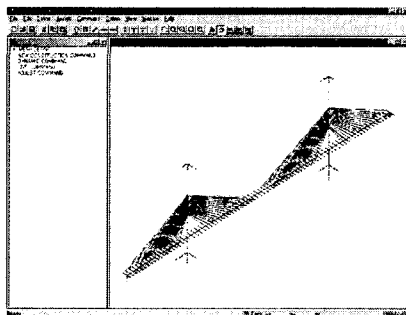


그림 10. 인공지능경망에 의한 사장교의 Geometry 생성과 전처리를 이용한 모델링

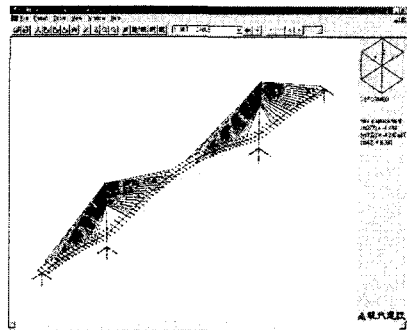


그림 11. 주처리에 의한 해석 결과와 이를 보여주는 후처리

4. 결론

구조물의 초기구조설계란 계속적으로 이루어질 후속작업에 매우 중요한 영향을 미치며 궁극적으로 설계의 질을 높이고 작업시간을 좌우하는데 결정적인 역할을 한다. 지금까지 초기구조설계는 경험이나 직관들을 컴퓨터로 표현할 수 있는 정형화된 방법들이 부족하여서 전산화 시키기 어렵다는 논제에 직면해오고 있었다. 본 연구에서는 인공지능 기법이라는 신기술의 도입으로 이러한 문제점에 대한 새로운 해결방법을 확증하게 되었다. 인공신경망은 학습데이터 수집법과 그 양 및 질의문제, 사용하는 모델의 구조등에 따라서 얻게될 결과물이 크게 달라질 수 있으나, 본 연구에서는 다량의 양질의 자료를 학습시킨다는 것보다는 기존설계의 경험을 인공신경망을 이용해서 표현할 수 있는지에 대해서 초점을 두고 연구한 결과 다음과 같은 결론을 얻게되었다.

- 1) 인공신경망 기법은 복잡적이고 직관적인 경험에 대한 자료처리에 매우 효과적이다.
- 2) 인공신경망 자체가 제공해주는 병렬처리방법으로 인하여 축적된 많은 경험들을 실시간에 손쉽게 사용할 수 있다는 커다란 장점도 지니고 있어서 한정된 시간내에 여러 설계대안제를 고려해 봐야되는 초기구조설계에는 아주 적합한 모델이라 할 수 있다.
- 3) 새롭게 생성되는 설계결과들을 계속적으로 학습시켜서 다음설계에 계속적으로 사용할 수 있어서 계속 성장하는 초기구조설계모델이 될 수 있다.

아직 구조설계분야에서의 인공신경망의 이용은 굉장히 초보적인 단계이지만 많은 연구자들의 인식이 증가하고 활용범위가 늘어감에 따라서 전문가의 경험이나 직관에 의존하는 초기구조설계단계에서 아주 합리적인 초기구조설계모델로 발전할 수 있으리라 기대한다. 더욱이, 좋은 다량의 설계결과들을 계속적으로 학습시킨다면 보다 신뢰성 높은 시스템이 될 수 있으며, 실용성 또한 매우 크리라 생각된다.

감사의 글

본 연구는 서울대학교 지진공학연구센터와 두뇌한국21 지원에 의한 것으로써 이에 감사드립니다.

6. 참고문헌

1. Abhijit Mukherjee and Jayant M. Deshpande (1995) Modeling Initial Design Process Using Artificial Neural Network, Journal of Computing in Civil Engineering, ASCE, 9(3), 194-200
2. Ghaboussi, J., Garrett, J. H. Jr, and Wu, X.(1991) Knowledge-base Modeling of Material Behavior with Neural Networks. J. Engrg Mech. Div. ASCE 117(1), 132-152
3. Yeh, Y-C, Kuo.Y-H. and Hsu, D-S.(1993) Buckling KBES for diagnosing PC piles with artificial neural networks. J. computing in Civ. Engrg, ASCE 7(1) 71-93
4. Yoram Reich and Steven J. Fenves (July 1995) System That Learns to Design Cable-Stayed Bridges. J. Structural Engineering, ASCE, 1090-1100