

신경망을 이용한 송전탑의 손상평가

Damage Assessment of a Power Transmission Tower Using Neural Networks

○김현택* · 박선규** · 오주원*** · 이인원****

1. 서론

최근 시공 기술만 믿고 관리를 못해 큰 사고가 나면서, 구조물의 유지, 관리 보수에 대한 시각이 예전과는 달라졌다. 그만큼 구조물의 안전진단 기술에 대한 연구도 활발해졌다. 구조물의 손상위치를 찾기 위한 연구들은 대부분 정확한 수학적 모델을 요구하고 있다. 토목구조물의 경우 이미 시공된 구조물의 실제 강성과 질량을 정확히 구한다는 것은 불가능에 가깝다고 말할 수 있으며 만일 정확하게 찾았다고 하더라도 장기거동 특성으로 인하여 구조물의 특성이 시간에 따라 변하므로 기존의 해석적인 방법으로 접근함에 있어서는 많은 무리가 따른다. 그러므로 구조물의 정확한 물성을 이용하지 않는 새로운 손상평가 기법이 요구되는데 이것이 바로 신경망을 이용한 손상평가이다. 신경망을 손상평가에 이용할 때 기대할 수 있는 장점은 많다. 첫째, 다소의 오차를 포함한 값으로도 손상평가가 가능하다. 신경망 학습시 오차를 포함하여 학습시키면 실제적용 시 발생할 수 있는 오차에 대해 강건하게 작용할 수 있는 것이 신경망의 장점이다. 둘째, 일단 학습이 완료되면 가장 빠른 시간 안에 손상추정을 할 수 있다. 신경망은 그 계산 과정이 단순하기 때문에 학습만 완료되면 곧바로 손상추정을 할 수 있다. 셋째, 비선형 구조물의 손상평가도 선형일 경우와 똑같이 적용할 수 있다. 기본적인 접근 방법은 구조물의 손상이나 파손에 의해 변화된 구조적 성질(강성)을 임의의 방법으로 감지하여 그 변화로부터 손상 위치와 정도를 알아내는 것이다. 구조물의 손상 위치와 정도를 알아내는 것은 결과(구조물의 응답)로부터 원인(손상 위치와 정도)을 알아내는 역처리 방법(Inverse Process)이다. 본 논문에서는 균열의 위치를 찾기 위해서 일반적으로 많이 사용하는 역전파 네트워크를 이용했다.

2. 본론

2.1 제안 방법

기존의 방법은 학습을 한 단계로 끝을 맺었다. 그래서 요소 수가 많고, 부재가 많은 대형 구조물에 대해서 학습을 할 때는 시간이 많이 걸리고 수렴도 하지 못했다. 그래서 다음과 같은 방법을 제시 하였다. 본 논문에서는 크게 2 단계를 작업으로 손상받은 부재를 찾았다. 그림 1. 에서 보는 것과 같이 1 단계에서 손상받은 부재가 포함된 손상된 영역을 찾고, 그 다음 손상받은 영역 안에서 다시 세부적으로 손상받은 부재를 찾는 2 단계의 작업을 한다. 제안방법을 사용할 때의 장점은 학습을 할 때 시간이

*한국과학기술원 토목공학과 박사과정

**정회원 · 성균관대학교 토목공학과 교수

***정회원 · 한남대학교 토목환경공학과 교수

****정회원 · 한국과학기술원 토목공학과 교수

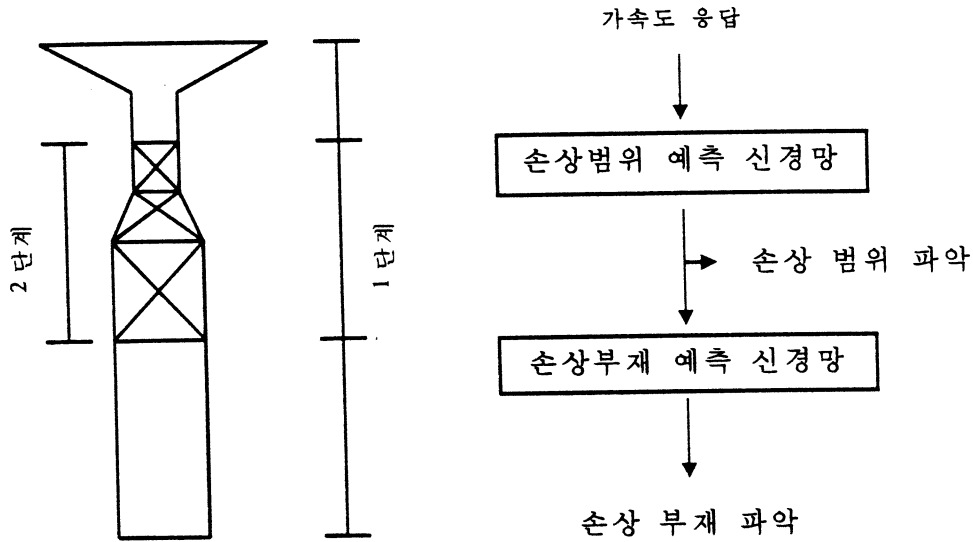


그림 1. 제안 방법

적게 들고 수렴성이 좋다는 것이다. 그림 1.에서 보는 것과 같이 손상 범위를 파악 하는 것을 1 단계, 손상범위에서 손상부재 파악 하는 것을 2 단계로 한다. 신경망 학습에 사용된 입력 값은 송전탑의 특정 부위에 가해진 가진력에 의한 특정 절점의 가속도 값을 사용했다.

2.2 Sweep 하중

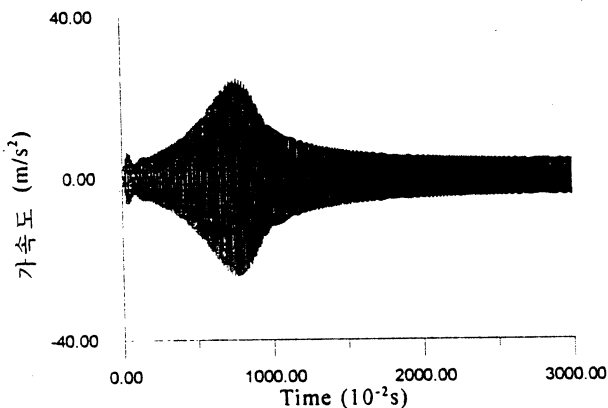


그림 2. Sweep 하중에 대한 절점에서의 가속도

실제 송전탑에 원하는 정도 이상의 가속도를 얻으려고 일반적인 방법으로 송전탑에 가진을 할 때, 송전탑은 가속도 측정을 위한 가진에 의해서 손상을 받기 쉽다. 따라서 새로운 가진 방법이 필요하게 되었다. 그래서 sweep 하중을 도입하게 되었다. sweep 하중의 장점으로서는 고유 진동수에서의 구조물의 응답을 관찰 할 수가 있고 작은 질량으로 큰 힘을 얻을 수 있다. 가속도 응답 중 최대의 변위가 보일 것으로 예상되는 최대값 주변의 가속도자료 300 개를 입력 자료로 쓴다. 그림 2.는 30 초 동안의 임의의 절점에서의 가속도를 나타낸 그래프이다. 이 가속도 자료 중에서 손상이 있을 경우 가장 큰 변화를 보일 것으로 예상되는 최고점 주변의 가속도 값(6~9 초)을 신경망 입력 자료로 사용하기로 한다. 0.01 초 간격으로 절점에서의 가속도 값을 측정 했으므로 자료의 개수는 300 개가 된다. 본 논문에서 사용된 sweep 하중은 시간이 지남에 따라서 각속도가 커지는 즉 하중의 크기가 커지는 하중이다. 사용한 Sweep 하중의 주파수는 $0.85\omega_1 \sim 1.15\omega_1$ 으로 ω_1 의 특성을 이용하고자 했다.

3. 신경망을 이용한 손상평가

신경망을 학습시키는 데는 역전파 네트워크를 사용했다. 본 논문에서는 역전파 네트워크를 입력층 1층, 은닉층 1층, 출력층 1층으로 구성하였다. 이 논문에서는 송전탑에서 손상 받은 부재의 위치를 찾는 것에

목적은 두고 있다. 예제로 사용된 송전탑의 총 부재 수는 47 개 이다. 이 부재 각각에 대해서 신경망을 학습 시키는 데에는 많은 시간이 요구 될 뿐만 아니라 수렴이 되지 않는 경우가 더 많다. 따라서 본 논문에서는 단계별로 학습을 시켜서 최종적으로 손상 받는 부재를 찾으려고 한다. 구조 해석 프로그램 (ADINA)을 통해 얻은 가속도 자료를 이용하여 신경망을 학습시켰다. 그리고, 학습을 행한 신경망이 올바르게 학습이 되었는가를 검증한다. 이 논문에서는 가장 큰 가속도가 예상되는 17 번 절점에서 측정된 것을 학습의 입력값으로 사용했다.

4. 송전탑의 손상평가

그림 3.의 트러스 구조물은 앞으로 실제적인 송전탑

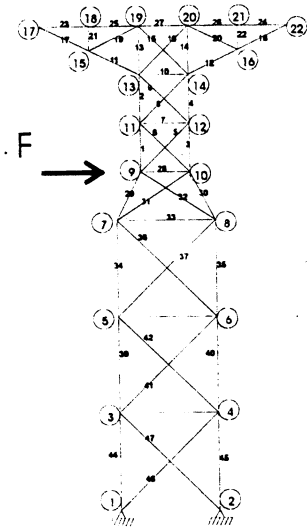


그림 3. 송전탑 모델

연구를 위해서 예비적인 연구로 시작했다. 송전탑의 특징은 다른 구조물에 비해서 부재에 따른 단면이 여러 가지이다. 이 논문에서는 8 개의 서로 다른 단면적이 사용 되었다. 또 실제 송전탑은 트러스 부재로만 이루어진 것이 아니라 일부 보 요소로도 설계가 되는 관계로 해석적으로 손상을 추정하는 데에는 사실 불가능 하지만, 신경망을 이용하면 손상 받았을 때와 받지 않았을 때의 차이를 이용하고, 중간 과정은 중요하게 생각을 하지 않기 때문에 쉽게 손상 추정이 가능하다고 판단이 된다. 송전탑의 특징은 수평 부재의 단면적이 다른 부재들과 비교해서 상대적으로 매우 작다. 위의 사실을 근거로 이 논문에서는 수평 부재에 대한 학습은 하지 않는다.

표 1. 절점 17 번에서 측정된 가속도에 대한 검증

	요소번호	하층부	중층부	상층부
하층부	44	0.9965	0.0048	0
	46	1	0	0
	39	0.9965	0.0048	0
	41	1	0	0
중층부	34	0.0068	0.9928	0
	36	0.1175	0.9475	0
	29	0.0002	0.9999	0
	31	0	1	0
	1	0	1	0
	5	0	1	0
상층부	2	0	0.0013	0.9994
	8	0	0.0013	0.9994
	13	0	0.0013	0.9994
	15	0	0.0013	0.9994

송전탑 모델은 크게 3 종류의 부재로 이루어져 있다. 수직부재, 수평부재 그리고 엇갈린 부재이다. 수평 부재는 대개 다른 2 종류의 부재에 비해 작용하는 하중이 작아서 단면적이 상대적으로 작다. 따라서 이 논문에서는 수평 부재에 대한 학습은 제외한다. 표 1.은 0~1 사이의 값으로 나타나 있다. 1에 가깝다는 것은 손상 받았을 확률이 그만큼 높다는 것이다. 반대로 0에 가까운 값이 나온 것은 손상이 없다는 것을 의미하는 것이지만 온 숫자의 값이 잔존 강성을 의미 하는 것은 아니다. 단계 1.의 학습 결과는 손상 받은 부재에서 모두다 1에 가까운 값이나 1이 나왔으므로 좋은 결과를 보여주고 있다. 다음은 같은 방법으로 단계 2.를 학습 시키고 검증을 해 보면, 결과는 다음과 같다. 단계 2.에서는 가장 많은 부재를 가지고 있는 중층부에 대한 검증을 했다. 그림 4는 중층

부 손상받은 부재에 대한 검증의 결과이다.

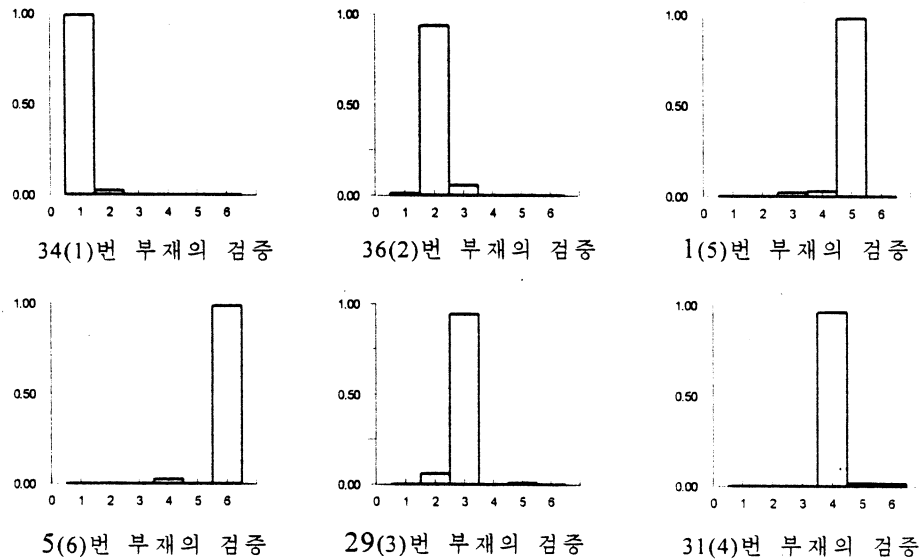


그림 4. 중층부 각 부재에 대한 검증

5. 결론

본 연구에서는 Sweep 하중에 의해 송전탑에 발생하는 가속도를 신경망의 입력 자료로 이용해서 송전탑의 부재를 찾는 모의 시험을 수행 하였다. 이 모의 시험에 의해서 얻은 결론은 신경망을 이용한 구조물의 손상 평가는 효율적임을 알 수 있다. 세부적인 결론은 다음과 같다. 대형 구조물의 손상 평가에서는 먼저 1 단계로 손상 범위를 찾고, 그 다음 2 단계로 손상 범위 내에서 손상 부재를 찾는 것이 효과적이다. 이때 Sweep 하중을 이용하면 작은 질량으로 큰 힘을 얻을 수 있다. 고유진동 특성을 이용할 수 있다. 두 번째로 단계별로 손상부재를 찾는 것이 효과적이다.

6. 참고문헌

- [1] S. Haykin. "Neural Networks," MAC-MILLAN, 1994.
- [2] X. Wu, J. Ghaboussi and J.H. Garrett, JR., "Use of Neural Networks in Detection of Structural Damage," Computers & Structures Vol.42, No.4, 1992, pp649- 659.
- [3] 정환진, "신경망을 이용한 구조물의 손상평가", 한국과학기술원 석사학위논문, 1997.
- [4] J. Ghaboussi, J. H. Garrett Jr., X. Wu, "Knowledge-Based Modeling of Material Behavior with Neural Networks.", Journal of Engineering Mechanics, Vol. 117, No. 1, 1991, pp.132-153.
- [5] S. Hassiotis and G. D. Jeong, "Assessment of Structural Damage from Natural Frequency Measurements.", Computers & Structures, Vol. 49, No. 4, 1993, pp.679-691.
- [6] S. Anantha Ramu and V. T. Johnson, "Damage Assessment of Composite Structures-A Fuzzy Logic Integrated Neural Network Approach", Computers & Structures, Vol.57,No.3, 1995, pp.491-502.
- [7] X. Wo, J. Ghaboussi, and J. H. Garrett Jr., "Use of Neural Networks in Detection of Structural Damage", Computers & Structures, Vol.42, No.3, 1992, pp. 649-659.
- [8] S. R. Hansen and G. N. Vanderplaats, "Approximation Method for Configuration Optimization of Trusses. ", AIAA Journal, Vol.28, No.1, 1990, pp. 161 -168.