

신경망을 이용한 구조물의 손상 평가

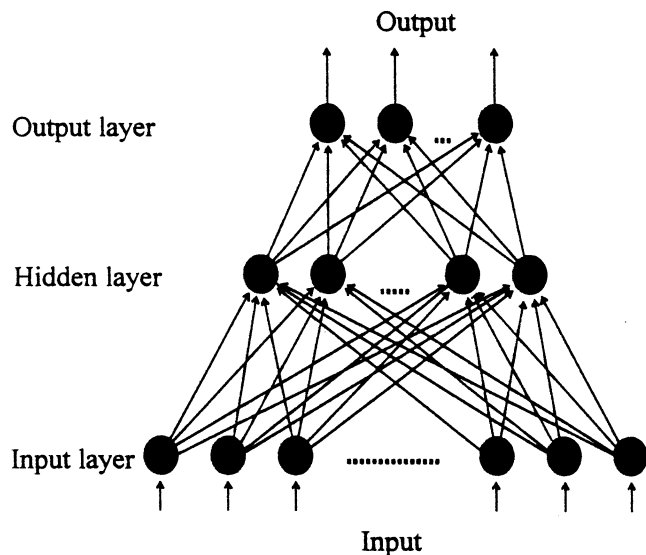
°정환진¹, 이종현², 이인원³.

1. 서론

구조물의 손상 부위와 정도를 알아내는 것은 구조물의 잔존 수명 예측과, 보강을 위해서 매우 중요하다. 본 논문의 목적은 신경망을 이용하여 구조물의 손상 정도와 위치를 알아내는 것이다. 신경망은 신호처리, 제어, 패턴인식, 의학, 손상추정 등에 널리 연구가 행해지고 있다. 신경망의 특징은, 첫째 학습을 통하여 신경망의 성능을 향상시키며, 둘째 학습을 한 신경망은 학습에 사용한 자료뿐만 아니라, 학습되지 않은 입력이 들어왔을 때 올바른 답을 주며, 셋째 자료가 불충분할 경우에도 신경망의 올바른 학습은 가능하다는 것이다. 신경망을 이용한 손상 추정은 균열의 위치와 정도를 동시에 찾아낼 수 있다. 신경망의 학습이라는 것은 가중치(Weight)와 Bias를 변화시키는 것을 말한다. 신경망의 종류에는 Hebbian Network, Backpropagation Network, Kohonen Network, Boltzmann Machine 등 여러 종류가 있다. 본 논문에서는 균열의 정도와 위치를 알아내기 위하여 가장 일반적으로 사용되는 역전파 네트워크(Backpropagation Network)를 사용했다.

2. 본론

2.1 네트워크의 구조



그림[1]은 본 연구에서 사용하는 역전파 네트워크이다. 역전파 네트워크는 입력층(Input layer)과 은닉층(Hidden layer) 그리고 출력층(Output layer)으로 이루어져 있다. 그림[1]의 화살표는 입력층을 통해 얻어진 정보의 진행을 나타낸다. 학습 정보는 입력 정보와 역방향으로 진행을 한다. 원으로 표시된 것이 뉴런(Neuron)이라는 것이다. 뉴런은 입력 자료를 처리하여 다음 층 각각의 뉴런에 전달한다. 뉴런 사이는 가중치라는 연결 강도를 결정해주는 요소에 의해 연결된다.

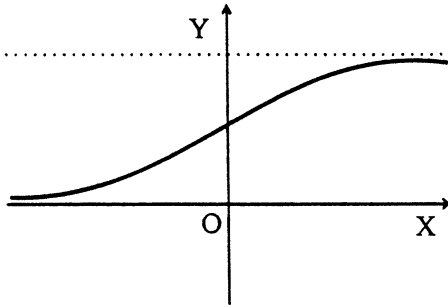
그림[1]. 신경망의 구조

¹: 한국과학기술원 토목공학과 석사과정.

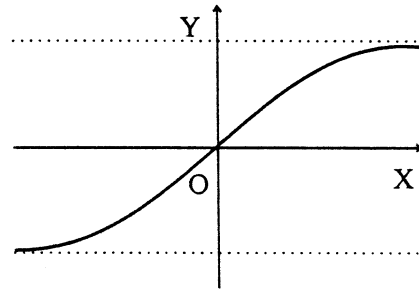
²: 경북산업대학교 토목공학과 교수.

³: 한국과학기술원 토목공학과 교수.

2.2. 액티베이션 함수(Activation Function)



그림[2]. Activation Function (0,1)
 $f(x) = 1/(1 + \exp(-x))$



그림[3]. Activation Function (-1,1),
 $f(x) = 2/(1 + \exp(-x)) - 1$

그림[2]는 역전파 네트워크에 사용하는 기본적인 액티베이션 함수를 나타낸다. 그림[3]은 그림[2]의 변형된 모양이다. 이외에도 여러 종류가 있으나, 신경망의 목표로 하는 값(Target values)에 따라 사용자가 선택하여 사용한다. 액티베이션이라는 것은 뉴우런 내부에서 일어나는 작용을 말한다. 즉 뉴우런이 입력 신호를 받아서 처리하는 과정이다. 액티베이션 함수는 연속적이며 미분가능하고 단조 증가 함수이다. 본 논문에서는 그림[3]의 액티베이션 함수를 사용했다. 입력층은 입력 신호를 받아들여 은닉층에 이 정보를 전달하며 이 과정중에 가중치가 곱해진다. 은닉층에서는 액티베이션(Y 축의 값)을 계산하고, 이 정보를 출력층에 전달하며, 이 과정에서도 가중치가 곱해진다. 출력층에서도 액티베이션을 계산한다. 결국 이것이 네트워크에서 내보내는 출력이 된다.

2.3. 학습 알고리즘

- 단계 1. 가중치를 초기화한다(무작위로 행함).
- 단계 2. 각각의 입력뉴우런은 입력 신호를 받고, 그 신호를 은닉층에 전달한다.
- 단계 3. 각각의 은닉 뉴우런은 가중치가 부여된 입력 신호를 합한다.

$$z_{ij} = v_0 + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \tag{1}$$

은닉층에서의 출력을 계산하기 위해 (1)식을 액티베이션 함수에 적용한다.

$$z_j = f(z_{ij}) \tag{2}$$

- 단계 4. 각각의 출력 뉴우런은 가중치가 부여된 입력 신호를 합한다.

$$y_{jk} = w_{0k} + \sum z_j w_{jk} \tag{3}$$

은닉층에서의 출력을 계산하기 위해 (3)식을 액티베이션 함수에 적용한다.

$$y_k = f(y_{jk}) \tag{4}$$

- 단계 5. 출력층에서 오차를 계산하고, 가중치와 Bias의 변화량을 계산한다.

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{jk}), \quad \Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j, \quad \Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \tag{5), (6), (7)}$$

- 단계 6. 은닉층에서 가중치가 부여된 오차를 합한다.

$$\delta_{jk} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \tag{8}$$

은닉층에서의 오차를 계산하고, 가중치와 Bias의 변화량을 계산한다.

$$\delta_j = \delta_{jk} f'(z_{ij}), \quad \Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i, \quad \Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \tag{9), (10), (11)}$$

- 단계 7. 가중치와 Bias를 수정한다.

$$w_{jk}^{new} = w_{jk}^{old} + \Delta w_{jk},$$

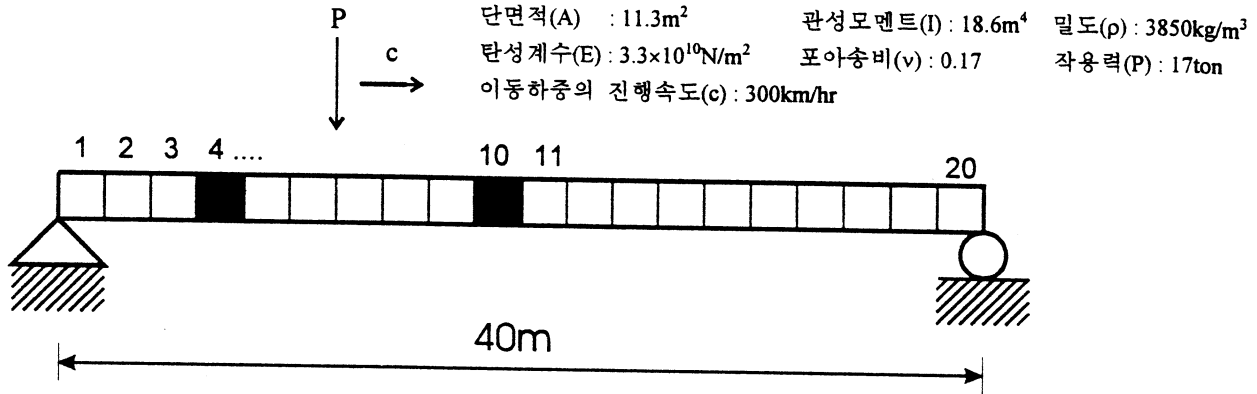
$$v_{ij}^{new} = v_{ij}^{old} + \Delta v_{ij}$$

(12), (13)

단계 8. Stopping Condition 을 검사한다.

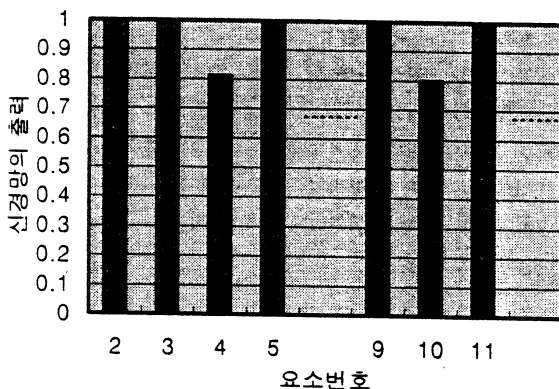
단계 9. Stopping Condition 을 만족할 때까지 단계 2 에서 8 까지 반복한다.

2.4 신경망을 이용한 모의 실험.

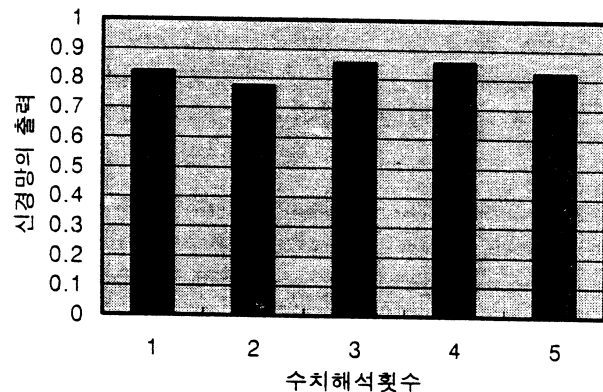


그림[4]. 길이 40m 의 단경간 교량 모델.

그림[4]는 경부 고속철도 제 5-3 공구에 건설될 금강 제 2 교의 중앙 경간을 유한 요소 모델로 구성한 것이다. 모델은 20 개의 보요소로 구성되었으며, 4 번과 10 번 요소에 해당하는 곳에 동일한 강도 감소가 발생했다고 가정했다. 이동 하중에 의해 유발되는 가속도(상하 진동)를 측정하여 입력 자료로 사용했다. 이것은 신경망에 사용하는 자료를 얻을 때, 교통 통제의 필요성이 없다는 것과 자료 측정하기가 수월하다는 것을 의미한다. 이동 하중의 진행 속도는 경부 고속전철의 준임계 속도이다. 신경망의 입력 자료는 0.001 초 간격으로 800 개를 구했으며, 11 번 요소에서 측정된 가속도를 이용했다. 신경망의 입력 뉴우런수는 800 개, 은닉층의 뉴우런수는 11 개 그리고 신경망의 출력층의 뉴우런수는 20 개를 사용했다. 출력층에 있는 각각의 뉴우런 출력은 유한 요소 모델 각 요소의 잔존 강도를 나타낸다. 가중치와 Bias 의 초기값은 1 과 -1 사이의 값을 사용했으며, 11 번 요소에서 측정된 가속도는 정규화 시킨 다음에 신경망의 입력으로 사용했다. 정규화 되지 않은 자료는 가중치의 초기 값과 차이가 크게 발생하므로 학습이 올바르게 되지 않는다. Sum-squared error 가 0.001 이하로 될 때 학습을 마치도록 했다. 학습은 4 번과 10 번 요소에 강도 감소가 90,70,60,50,30,10%일 경우에 수행하였다. 신경망의 출력이 0 일 때는 부재가 끊어졌다는 것을 의미하며, 1 일 경우는 균열이 전혀 없다는 것을 의미한다.



그림[5]. 요소별 신경망의 출력



그림[6]. 실험 횟수에 따른 신경망의 출력(4 번 요소)

신경망의 모의 실험 결과가 올바르게 되었는가를 검사한 것이 그림 5,6 에 나타나 있다. 4 번과 10 번 요소에 강도 감소가 20%(학습하지 않은 자료)발생했을 때, 신경망의 출력을 막대그래프로 나타내었다. 신경망에서의 출력값은 현재 구조물의 강도를 의미하며 백분율로 나타냈다. 그림 5 는 4,10 번 이외의 요소에서의 신경망 출력은 1 에 매우 근접한다는 것을 보여주고 있다. 4 번과 10 번 요소에서 신경망의 출력이 동일하게 나타났기 때문에 그림[6]은 4 번 요소에서의 수치해석 횟수에 따른 출력만을 나타내었다. 수치해석을 수행할 때마다 신경망의 초기치(임의로 정함)를 다르게 하여 행했으므로, 가중치는 매 수치 해석시마다 다른 값으로 결정된다.

3. 결론

본 연구에서는 이동 하중에 의해 유발되는 가속도를 신경망의 입력 자료로 이용하여 구조물의 손상 평가에 관한 모의 실험을 수행하였다. 그림[5]는 수치해석을 한 번 수행했을 경우, 요소별로 신경망의 출력을 나타낸 것이며, 그림[6]은 그림[5]와 같은 수치해석을 5 번 수행하여, 4 번 요소의 출력만을 나타낸 것이다. 학습된 신호에 대해서는 완전하게 균열의 위치와 정도를 파악했으며, 학습되지 않은 신호에 대해서도 손상 평가를 올바르게 수행하였다. 5%정도의 적은 오차를 보여주고 있다. 학습되지 않은 신호에 대해서도 손상 평가가 가능하므로, 많은 양의 자료를 필요로 하지 않는다. 그리고, 어떠한 특정 자료를 필요로 하지 않는다. 그림[6]에서 보듯이 신경망의 출력이 다소 다르게 나타나는 것은 가중치와 Bias 의 초기치를 모의 실험 때마다 다르게 정했기 때문이다. 예측하지 못한 하중에 의해 측정하고자 하는 수치 값이 변하는 경우가 있다. 이럴 경우에는 측정된 수치 값에 노이즈(Noise)의 영향을 고려하여 신경망을 학습시키면 노이즈에 의해 발생하는 출력 오차를 줄일 수 있다. 본 연구에서는 손상을 탄성 계수의 감소로써 나타냈으나, 부재의 상실이나 보수, 보강으로 인하여 부재의 강도가 변하는 것을 이용하여도 무방하다.

4. 기호

- | | |
|---------------------------------------|---------------------------------------|
| x : 입력 자료. | α : 학습률. |
| δ_k : w_{jk} 에 대한 오차 수정 가중치. | δ_j : v_{ij} 에 대한 오차 수정 가중치. |
| v_{ij} : 입력층과 은닉층 사이의 가중치. | w_{ij} : 은닉층과 출력층 사이의 가중치. |
| t_k : 실제 값. | y_k : 신경망의 출력. |
| $f(\bullet)$: Activation function. | |

5. 감사의 글

본 연구는 (주)벽산건설의 연구비 지원에 의해 수행된 것입니다. (주)벽산건설에 감사드립니다.

6. 참고문헌

[1] Simon Haykin(1994), "Neural Networks", MACMILLAN.
 [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.
 [3] Matlab Toolbox (Neural Network).