

다단계민감도 분석 및 인공신경망을 이용한 최적 계측시스템 선정기법

Optimum Design of Structural Monitoring System using Artificial Neural Network and Multilevel Sensitivity Analysis

김 상 호*
Kim, Sang-Hyo

김 병 진**
Kim, Byoung-Jin

요 지

계측점의 규모가 제한되어 있는 경우에 대형구조물의 모든 부재의 손상을 추정하는 것은 기술적으로 불가능하다. 따라서 본 연구에서는 최근에 국내외에서 많이 연구되고 있는 인공신경망이론을 이용하여 구조물의 손상을 추정하는 기법을 개발하였으며, 대형구조물의 손상을 계측자료로부터 보다 효과적으로 평가하기 위해 두 단계로 수행되는 손상부재 평가과정을 개발하였다. 먼저 합리적인 평가대상 부재선택을 위해 구조물의 파괴 또는 이상거동 등에 가장 큰 영향을 미치는 부재를 민감도분석을 통해 선정할 후, 선정된 부재의 손상추정에 가장 영향을 미치는 계측점과 적절한 계측기의 수를 민감도분석기법을 이용해 선정하는 기법이다. 다양한 예제를 통하여 본 연구에서 제안한 방법들의 적용가능성을 검증한 결과, 본 연구에서 개발한 기법을 적용하면 제한된 수의 계측자료를 가지고 보다 효과적으로 대형구조물의 파괴나 이상거동을 사전에 감지할 수 있는 것으로 분석되었다.

Abstract

Though many techniques for the damage assessment of structures have been studied recently, most of them can be only applied to simple structures. Therefore, practical damage assessment techniques that evaluate the damage location and the damage state for large structures need to be developed.

In this study, a damage assessment technique using a neural network is developed, in which the bi-level damage assessment procedure is proposed to evaluate the damage of a large structure from the limited monitoring data. The procedure is as follows : first, for the rational selection of damage critical members, the members that affect the probability of failure or unusual structural behavior are selected by sensitivity analysis. Secondly, the monitoring points and the number of sensors that are sensitive to the damage severity of the selected members are also selected through the sensitivity analysis with a proposed sensitivity measurement format. The validity and applicability of the developed technique are demonstrated by various examples, and it has been shown that the practical information on the damage state of the selected critical members can be assessed even though the limited monitoring data have been used.

Keywords : damage assessment, neural network, sensitivity analysis, probability of failure, damage location, damage state

* 정회원·연세대학교 토목공학과, 부교수
** 동아건설산업(주) 광안대학교지원팀

• 이 논문에 대한 토론은 1998년 3월 31일까지 본 학회에 보내주시면 1998년 6월호에 그 결과를 게재하겠습니다.

1. 서 론

최근 삼풍백화점의 붕괴 및 당산철교의 철거등 막대한 인명과 사회·경제적 손실을 경험하게 됨으로써, 노후된 구조물 및 대형 구조물의 안전성은 사회적으로 중요한 문제로 대두되고 있다. 이러한 사고는 불가항력적인 자연재해가 아닌 부실시공 및 합리적인 유지관리의 결여로 인한 인적요인에 의해 발생한 것이다. 따라서 적절한 안전도 평가 및 유지관리기법의 필요성에 대한 인식도 날로 증대되고 있다. 그러나 현재 구조물에 대한 손상도 평가는 구조형식이 간단한 구조물을 제외하고는 대부분 육안조사에 의한 전문가의 경험에 바탕을 둔 직감적 판단이나 재하시험 또는 국부적인 비파괴·파괴시험에 의존하고 있는 실정이다.

최근 이러한 구조물의 손상을 평가하는 방법으로 인공신경망을 이용하는 연구가 국내외에서 활발히 전개되고 있으며^{1), 2), 3)}, 대형구조물에 효과적으로 적용 가능한 방법에 대한 연구가 요구되고 있다. 본 연구에서는 이러한 구조물의 손상을 인공신경망이론을 이용하여 효율적으로 평가하고, 이를 이용하여 대형구조물의 계측시스템을 효과적으로 배치하는 방법에 대해 연구하고자 한다.

인공신경망을 이용하여 구조물의 손상을 평가하고자 할 때 몇 가지 고려할 점이 있다. 대형구조물의 손상을 평가하거나, 실제의 계측값으로부터 구조물의 손상을 추정할 때 제한된 규모의 계측결과를 가지고 다수의 부재의 손상을 평가하려고 한다면 인공신경망의 구조상의 문제로 인공신경망의 훈련이 곤란하고 훈련시간이 길게 소요되며, 손상추정이 거의 불가능하다. 따라서 본 연구에서는 전 부재에 대한 손상평가를 수행하는 대신에 부재의 특성상 손상을 받기 쉽거나, 전체 구조물의 파괴 또는 이상거동 등에 가장 큰 영향을 미치는 부재를 선정하고, 제한된 수의 계측기로부터 수집된 자료를 가지고 인공신경망을 이용하여 효율적으로 구조물의 파괴나 이상거동을 예측할 수 있는 기법을 개발하고자 한다.

본 연구에서는 대형구조물의 손상평가를 효율

적으로 수행하기 위해 손상부재 평가과정을 두단계로 분리하였다. 첫 번째 단계로 손상평가 대상 부재의 합리적인 선택을 위해 구조물의 파괴 또는 이상거동 등에 가장 큰 영향을 미치는 부재를 전체구조시스템의 파괴확률에 대한 민감도분석을 통해 선정하였다. 두 번째 단계로 선정된 부재의 손상추정에 가장 영향을 미치는 계측점과 적절한 계측점의 수를 인공신경망의 민감도분석을 통해 선정하는 기법을 제시하여, 제한된 규모의 계측시스템을 가지고 훈련된 인공신경망을 이용해 효율적으로 구조물의 손상을 평가할 수 있는 기법을 연구하였다.

2. 인공신경망이론

인공신경망이론은 인간의 두뇌에 대한 연구결과를 토대로 인공적으로 두뇌의 활동을 모방하고자 하는 노력의 일환으로 시작된 이론으로, 두뇌의 신경세포와 그것들의 연결관계를 모방한 인공신경세포들의 망을 구성하고 이것들을 이용하여 인간의 두뇌 활동과 유사한 기능을 구현하려는 이론이다.

인공신경망 모델의 종류로는 1943년 McCulloch와 Pitts가 최초의 수학적 모델을 제시한 이후, 퍼셉트론, Adaline, 다층퍼셉트론, 홉필드 네트워크, 코호넨 네트워크, ART네트워크, Simulated Annealing, Boltzmann Machine, Counterpropagation Network 등 다양한 인공신경망 모델이 등장했으며, 역전파(Backpropagation) 모델은 현재 예측을 위한 신경망 학습알고리즘의 90% 이상을 차지하고 있다^{4), 5)}.

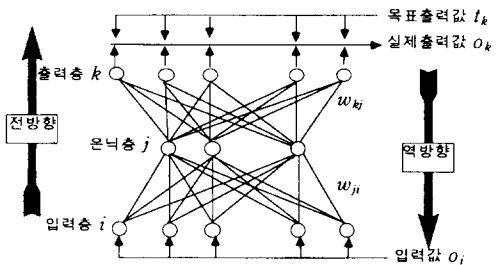


그림 1 오차역전파 다층퍼셉트론의 구조

그림 1에 보인 것과 같이 역전파 알고리즘은 정보가 들어오는 입력층, 정보를 출력하는 출력층 및 중간층인 은닉층으로 구성되며, 전방향으로 진행하며 주어진 입력자료에 대한 실제 출력값을 계산하고, 이에 대응하는 목표출력값과의 오차를 하위층에 역방향으로 전달하면서 각 층사이의 유니트간의 연결강도를 조정해 나가는 과정을 반복적으로 적용함으로써 신경망 전체를 학습시키는 알고리즘이다.

본 연구에서는 토목분야에 적용되고 있는 인공신경망 중 가장 많이 쓰이고 있는 알고리즘중의 하나인 역전파 알고리즘을 사용한 다층퍼셉트론을 적용했으며, 학습시간을 단축시키기 위하여 개선된 알고리즘인 Quickprop 알고리즘을 사용하였다.

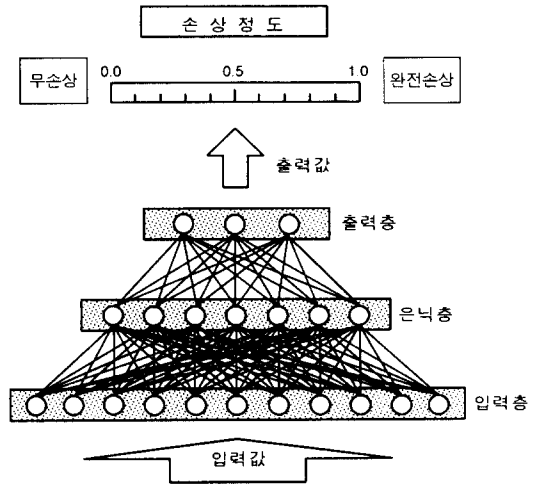


그림 2 구조물 손상평가를 위한 인공신경망

3. 인공신경망을 이용한 손상추정

인공신경망을 이용하여 손상을 추정하기 위하여 먼저 훈련자료를 준비하여 훈련시켜야 한다. 훈련자료는 인공신경망의 사용대상에 따라 그 형식과 수량 등이 변화하며, 훈련에 적합하고 대상의 특성을 잘 반영하는 자료를 선정해야 한다. 손상추정을 위한 훈련자료로는 대상구조물 각각의 부재에 손상을 발생시킨 후, 구조해석을 통해 얻은 응답을 입력층의 훈련자료로 이용하였다. 손상에 의해 변화된 응답으로는 고유진동수, 모드형상, 정적변위 등이 사용될 수 있으며, 본 연구에서는 정적변위를 입력층의 훈련자료로 사용했다. 손상을 입은 부재위치와 손상정도를 출력층의 훈련자료로 이용하여 입력층과 출력층의 훈련패턴을 구성하였다.

구조물 손상평가를 위한 인공신경망의 구조는 그림 2에 나타난 바와 같다. 이 인공신경망에서 입력층의 입력값으로는 구조해석을 통하여 얻은 정적변위를 사용하였으며, 학습의 효율성을 위하여 평균 및 표준편차를 이용하여 축척을 변경한 자료를 사용하였다. 출력층의 출력값은 부재의 손상위치 및 손상정도를 나타내며, 본 연구에서는 0%에서 50%의 손상을 0에서 1로 일반화된 값으로 사용하였다.

4. 최적 계측시스템 선정을 위한 단계별 민감도분석

복잡한 구조물이거나 대형의 토목구조물처럼 부재수가 많은 경우에 소수의 계측기로부터 얻은 변위응답으로부터 구조물의 손상을 추정하고자 한다면 입력층의 유니트수보다 출력층의 유니트가 커지게 되어 학습이 제대로 되지 않고, 많은 시간이 걸리며, 적절한 결과를 출력하지 못하게 된다. 그러므로 주어진 한정된 입력으로 구조물의 손상을 파악할 방법을 모색하여야 한다^{6), 7), 8)}.

본 연구에서는 대형구조물의 손상을 평가하기 위해 손상부재 평가과정을 두단계로 분리하여 각각의 단계에서의 민감도분석을 통해 효율적인 구조부재의 손상평가방법을 개발하였다.

첫 번째 단계로 합리적인 부재선택을 위해 구조물의 파괴 또는 이상거동 등에 가장 큰 영향을 미치는 부재를 훈련된 인공신경망의 민감도분석을 통해 선정하였다.(선정에서 제외된 부재의 손상은 손상추정시 제외하였다.)

첫 번째 단계에서의 민감도분석은 출력층의 유니트수인 부재수의 감소를 통해 신경망의 구조를 안정적으로 변화시키기 위하여 실시한다. 부재가 손상을 입어 단면이 감소하면 부재의 파괴확률에 영향을 미친다. 이 단계에서의 민감도는 임의의

한 단면의 변화에 대한 파괴확률의 변화율로 다음 항(1)과 같다.

$$\left| \frac{\partial P_f(x)}{\partial x_i} \right|_{x^*} \quad (1)$$

(i=1, ..., n)

여기서, 민감도평가점 x^* 는 계측관리목적에 따라 결정될 수 있으며, 구조물의 파괴직전의 거동에 관심이 있는 경우에는 x^* 는 최다확률파괴점 등으로 선정될 수 있다. n은 대상구조물의 전체 부재수이다.

위의 항(1)에 의해 구조물의 파괴 또는 이상 거동에 가장 민감한 부재를 선정된 후, 두 번째 단계로 선정된 부재의 손상에 가장 민감한 응답 및 계측점과 적절한 계측규모를 민감도분석을 통해 선정한다. 즉 두 번째 단계에서의 민감도분석은 구조물의 응답을 측정할 계측기의 수가 한정되어 있는 경우 한정된 계측기를 가지고 구조물의 손상을 추정할 때 가장 최적의 계측위치를 선정하기 위한 것이다.

이 단계에서의 민감도는 j번째 계측값을 제외할 경우에 대한 선정된 부재 강성의 변화율(feature sensitivity)을 나타내며, 이 j번째 계측값의 중요도를 나타낸다.

$$\sum_{i=1}^{n'} \left[\frac{\partial x_i(R)}{\partial R_j} \right]_{R^*}^2 \quad (2)$$

여기서, R은 부재의 강성 x에 대한 응답(계측값)을 나타내고, R*는 전 단계에서 선택된 x*에 의해 결정된다. n'은 전 단계에서 선택된 부재의 수이다.

위 항(2)를 통하여 임의의 한 계측값의 제외에 대한 선정된 부재 강성의 민감도를 구할 수 있으나, 한가지 더 고려해야 할 점이 있다. 계측치의 변화가 선정된 부재의 강성에는 민감하나, 전체 구조물의 파괴에는 영향이 적을 수가 있다. 그러므로 항(3)과 같은 구조물의 파괴확률에 대한 민감도를 가중치로 반영하여 그 민감도의 신뢰성을 높여줄 수 있다.

$$\left| \frac{\partial P_f(x)}{\partial x_i} \right|_{x(R^*)} \quad (3)$$

따라서 최종적으로 선정된 부재에 대한 계측시스템의 선정을 위한 민감도를 분석하는 항은 다음 항(4)와 같다.

$$\sum_{i=1}^{n'} \left[\frac{\partial x_i(R)}{\partial R_i} \right]_{R^*} \cdot \left[\frac{\partial P_f(x)}{\partial x_i} \right]_{x(R^*)} \quad (4)$$

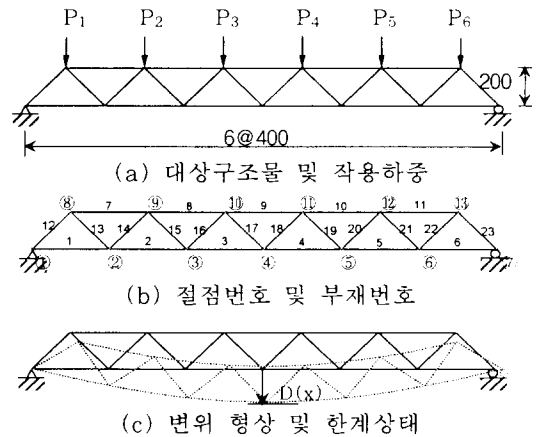
(i=1, ..., n')

위의 항(1)과 항(4)를 이용하여 대형구조물과 같이 부재가 많은 경우에도 인공신경망을 이용하여 구조물의 손상을 효율적으로 추정할 수 있는 최적 계측시스템을 선정할 수 있다.

5. 적용예제

5.1 트러스 구조물의 계측 설계

본 예제에서는 그림 3과 같은 단경간 트러스를 대상구조물로 선정하여 민감도분석을 통하여 계측시스템을 선정하였다. 먼저 최적 부재선택을 위하여, 부재의 파괴확률에 대한 민감도 분석을 실시하였다. 이때, 확률변수로는 상·하현재와 사재의 단면적과 탄성계수 및 작용하중을 고려하였으며 총 10개의 확률변수에 대한 확률특성은



(단위:cm)

그림 3 대상구조물의 형상과 작용하중 (트러스예제)

표 1과 같다. 각 확률변수들은 상호독립인 것으로 가정하였으며, 한계상태는 지간 중앙부 수직 변위가 10cm인 경우로 가정하였다⁹⁾.

(1) 1단계 민감도분석

하현재 지간중앙점인 절점 4에서의 수직치짐을 한계상태식으로 한 모의분석기법을 이용하여, 각각의 부재의 강성을 일정하게 감소시켜 강성감소에 대한 파괴확률(본 예제에서는 초과확률)의 변화를 민감도의 지표로 사용하였다. 1단계 민감도분석의 결과는 표 2와 같으며, 부재 선택의 기준은 1단계 민감도분석 결과의 평균과 표준편차를 합한 값을 기준으로 하여 이를 초과하는 부재를 선택하였다. 따라서 손상평가대상 부재는 23개에서 3, 4, 9번으로 선정되었다.

(2) 2단계 민감도분석 및 계측점 선정

표 1 확률변수의 특성값 (트러스예제)

확률변수	분포형태	평균	COV
상·하현재의E	대수정규분포	2100000(kg/cm ²)	0.10
상·하현재의A	대수정규분포	20(cm ²)	0.10
사재의 E	대수정규분포	2100000(kg/cm ²)	0.10
사재의 A	대수정규분포	10(cm ²)	0.10
P ₁	Type-I-Largest	5000(kg)	0.15
P ₂	Type-I-Largest	5000(kg)	0.15
P ₃	Type-I-Largest	5000(kg)	0.15
P ₄	Type-I-Largest	5000(kg)	0.15
P ₅	Type-I-Largest	5000(kg)	0.15
P ₆	Type-I-Largest	5000(kg)	0.15

표 2 1단계 민감도분석 결과 (트러스예제)

부재번호	민감도	부재번호	민감도	부재번호	민감도
1	1.137	9	2.093	17	1.091
2	1.421	10	1.615	18	1.092
3	1.889	11	1.239	19	1.131
4	1.887	12	1.192	20	1.131
5	1.420	13	1.159	21	1.161
6	1.137	14	1.159	22	1.161
7	1.236	15	1.131	23	1.193
8	1.623	16	1.131		
평균	1.363	표준편차	0.288	기준값	1.651

대상구조물의 격점으로부터 얻을 수 있는 총 23개의 수평·수직 변위응답에서 차례로 1개의 응답을 제거하여 만든 학습자료를 이용하여 인공신경망을 훈련시킨 후, 이 인공신경망으로부터 얻은 시험패턴의 결과를 항(4)를 이용하여 민감도분석을 실시하였다. 부재의 선택의 기준은 2단계 민감도분석에서 얻은 결과의 평균과 표준편차를 합한 값을 기준으로 하여 이를 초과하는 응답을 선정하였으며, 선정된 응답의 수는 1단계에서 선정된 부재수 이상으로 선택하였다. 예제는 1단계의 결과에서 민감도가 큰 3, 4, 9번 부재에 대한 손상추정과 민감도의 수준차이가 있는 2, 7, 9번 부재에 대한 손상추정을 실시하여 각각의 경우에 대한 결과를 비교하였다.

① 3, 4, 9번 부재의 손상을 대상으로한 계측점 선정

다음의 표 3에 나타난 바와 같이 1단계 민감도분석의 결과로부터 민감도가 큰 3, 4, 9번 부재의 손상추정을 위하여 트러스 각 격점에서의 수직·수평변위 총 23개의 변위응답으로부터 4개의 응답을 선정하였으며, 항(4)에 선정된 부재의

표 3 2단계 민감도분석 결과(트러스예제: 3,4,9번부재)

응답	파괴확률 고려시①	파괴확률 비교려시②	응답	파괴확률 고려시①	파괴확률 비교려시②
1	-	-	13	3.292	0.229
2	5.603	0.308	14	7.966	0.556
3	-	-	15	7.262	0.502
4	5.603	0.380	16	6.943	0.447
5	15.951	1.067	17	10.770	0.742
6	7.511	0.525	18	12.584	0.861
7	10.536	0.684	19	9.692	0.415
8	12.739	0.798	20	9.692	0.677
9	5.377	0.364	21	8.615	0.597
10	11.998	0.826	22	9.403	0.649
11	7.853	0.539	23	13.357	0.930
12	2.971	0.205			
평균	8.67	0.59	표준편차	3.33	0.22
			기준값	12.00	0.81

파괴확률에 대한 민감도를 가중치로 사용한 경우와 사용하지 않은 경우에 선정된 계측점을 비교하였다. 계측응답은 절점번호에 따라 각 절점의 수평 및 수직변위의 순으로 번호가 부여되었다. 3, 4, 9번 부재의 손상추정시 1번, 3번의 응답은 변화가 거의 없어 인공신경망에 영향을 주지 않아 제외하였다. 파괴확률의 민감도를 고려한 경우에는 응답 5, 8, 18, 23이 최적 계측점으로 선정되었으나, 파괴확률에 대한 민감도를 고려하지 않을 경우에는 응답 5, 10, 18, 23이 최적계측점으로 선정되었다. 즉 응답 8번이 제외되고 응답 10번이 추가되었다. 응답 10번은 부재손상의 파괴확률에 대한 민감도를 포함하는 부재손상에 대한 응답의 민감도분석에서는 응답 8번에 이은 5번째 민감한 응답(표3 ①번열 참조)이었으나 파괴확률에 대한 민감도를 포함하지 않는 민감도분석(표3 ②번열)에서는 4번째 민감한 응답이 되었다.

표 4는 훈련된 인공신경망을 이용하여 선정된 계측응답으로부터 부재의 손상정도를 추정한 사례를 정리한 것이다. 손상추정대상부재로는 주요 부재인 3, 4, 9번 부재를 선정하였다. CASE 1은 앞에서 언급한 응답 1, 3번을 제외한 21개의 응답을 모두 이용하여 훈련한 인공신경망으로부터 인공신경망훈련에 사용하지 않은 21개의 응답을 입력자료로 해서 손상추정대상인 3개 부재의 손

상정도를 추정한 결과를 정리한 것이다. 표 4에서 S.S.E.(Sum of Squared Errors)는 각 case 들간의 상대적인 추정오차의 정도를 비교하기 위한 값이다. CASE 2는 파괴확률을 고려한 민감도 분석을 통해 선정한 5, 8, 18 및 23번의 4개 응답만을 이용하여 인공신경망을 훈련시키고, 이를 이용하여 역시 5, 8, 18, 23번의 4개 계측응답값으로부터 3, 4, 9번 부재의 손상을 추정한 결과이다. 즉 4개의 입력값을 이용하여 3개의 출력값을 추정하는 문제로 총 9가지의 경우가 정리되어 있으며 목표출력값과 비교하여 대부분 매우 우수한 추정결과를 보여주고 있다. CASE 1과 비교하여 훈련시간(인공신경망 훈련을 위한 입력값-출력값 자료의 규모)은 증가하였으나 추정의 정확성은 적은 계측규모에도 불구하고 개선된 것을 알 수 있다. CASE 3은 5, 10, 18, 23번 계측응답을 입력값으로 하여 3, 4, 9번 부재의 손상정도를 출력값으로 추정한 경우로 CASE 2와 비교하여 전반적으로 추정도가 떨어지며, 특히 파괴손상에 대한 민감도가 높은 9번 및 3번 부재(표 2 참조)에 대한 추정정도가 CASE 2의 결과에 비해 낮은 것을 알 수 있다. 이는 파괴손상에 대한 민감도를 최적계측응답선정을 위한 민감도 기준에서 제외하므로써 계측대상응답으로 8번 응답대신 10번 응답이 이용되었기 때문에 9번

표 4 손상추정 결과 (트러스 예제)

부재 No.	목표출력값			CASE 1			CASE 2			CASE 3		
	부재3	부재4	부재9	21-21-3			4-4-3			4-4-3		
1	0.3	0.0	0.0	0.297	0.002	0.000	0.302	0.000	0.000	0.271	0.000	0.000
2	0.7	0.0	0.0	0.720	0.000	0.000	0.697	0.000	0.000	0.685	0.000	0.000
3	0.0	0.5	0.0	0.000	0.472	0.000	0.000	0.480	0.000	0.000	0.489	0.000
4	0.0	0.0	0.4	0.000	0.000	0.399	0.000	0.000	0.396	0.000	0.000	0.393
5	0.0	0.0	0.7	0.000	0.000	0.719	0.000	0.000	0.690	0.000	0.000	0.657
6	0.3	0.3	0.0	0.301	0.331	0.000	0.291	0.311	0.000	0.270	0.313	0.000
7	0.5	0.5	0.0	0.512	0.481	0.000	0.510	0.504	0.000	0.531	0.503	0.000
8	0.3	0.5	0.0	0.334	0.478	0.000	0.292	0.489	0.000	0.281	0.501	0.000
9	0.5	0.3	0.0	0.494	0.352	0.000	0.496	0.329	0.000	0.514	0.322	0.000
				Iteration : 279			Iteration : 3483			Iteration : 5206		
				S.S.E : 0.00741			S.S.E : 0.00189			S.S.E : 0.00617		

및 3번에 대한 추정정도가 다소 낮아진 것이다.

② 2, 7, 9번 부재의 손상을 대상으로한 계속점 선정

1단계 민감도 분석의 결과로부터 민감도 상위 3개 부재인 3, 4, 9번 부재 대신에 민감도의 차이가 나는 2, 7, 9번 부재를 손상추정 대상부재로 하여 총 23개의 변위응답으로부터 4개의 최적계측응답을 선정하였으며, 앞의 경우와 같이 손상추정대상부재의 파괴확률에 대한 민감도를 가중치로 사용한 경우와 사용하지 않은 경우에 대하여 비교하였다.

표 5에 정리된 분석결과를 살펴보면 파괴확률에 대한 민감도를 고려한 경우에는 9, 14, 17, 22번 응답이 최적계측대상응답으로 선정되었으며, 고려하지 않은 경우에는 14, 16, 17, 22번 응답이 선정되었다. 3, 4, 9번 부재를 손상추정대상부재로 한 앞의 예제와 비교할 때 9번 부재를 함께 공유함에도 불구하고 최적계측대상응답은 완전히 바뀌었으며, 단지 5번 응답만이 본 예제에서도 5번째 상위 민감도(표 5①번열 참조)를 보이는 정도이다. 이 예제에서도 파괴확률에 대한 민

표 5 2단계 민감도분석 결과(트러스예제: 2,7,9번부재)

응답	파괴확률 고려시①	파괴확률 비고려시②	응답	파괴확률 고려시①	파괴확률 비고려시②
1	0.74	0.106	13	1.22	0.158
2	5.19	0.463	14	21.66	1.735
3	8.40	0.626	15	10.26	0.882
4	3.68	0.310	16	9.30	1.274
5	14.08	0.879	17	19.46	1.314
6	9.59	1.001	18	3.22	0.378
7	2.26	0.313	19	11.48	0.743
8	2.04	0.262	20	3.90	0.404
9	16.10	1.017	21	-	-
10	1.90	0.223	22	16.88	1.848
11	3.47	0.363	23	3.03	0.453
12	1.26	0.168			
평균	7.70	0.678	표준편차	6.30	0.496
			기준값	14.10	1.174

감도를 고려하지 않은 경우에는 최적계측대상응답으로 9번 응답대신 16번 응답이 선정되었다.

5.2 골조 구조물의 계측 설계

본 예제에서는 그림 4와 같은 횡하중을 받는 2경간 6층 골조구조물을 대상구조로하여 제안된 기법을 사용하여 손상추정대상부재를 선정하고, 최적계측대상응답을 분석하였다.

먼저 손상추정대상부재선정을 위하여, 부재의 파괴확률에 대한 민감도 분석을 하였다. 이때, 확률변수로는 기둥 및 보에 대한 각각의 탄성계수와 단면 2차모멘트 및 작용하중을 고려하여 총 10개의 변수가 선정되었으며 각 변수에 대한 확률특성은 표 6에 정리하였다. 각 확률변수들은 상호독립인 것으로 가정하였으며, 한계상태는 21번 절점의 수평변위가 11cm인 경우로 가정하였다⁹⁾. 각 부재는 축방향 변형이 허용되는 골조요소로 모형화 하였다.

(1) 1단계 민감도분석

골조구조의 최상단 21번 절점의 과대 수평변위를 한계상태로 한 초과확률에 대한 부재별 단면2차모멘트 감소에 따른 민감도 분석결과는 표 7에 정리되어 있다. 표 7에서 가장 민감한 상위 3개 부재는 21, 22, 23번 부재이나 부재의 배열

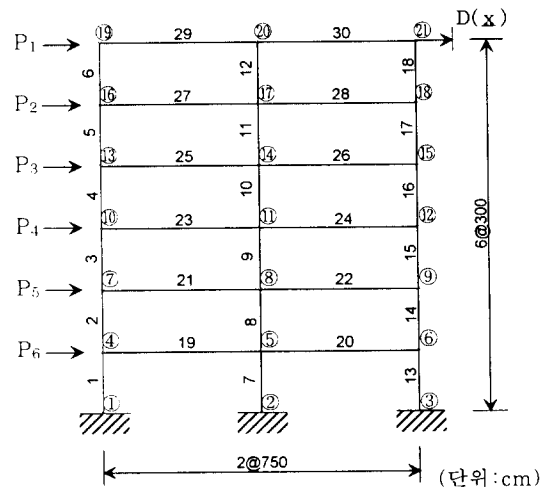


그림 4 대상구조물의 형상과 작용하중(골조예제)

표 6 확률변수의 확률특성 (골조예제)

확률변수	분포형태	평균(단위)	변이계수
기둥의 E	대수정규분포	200000 (kg/cm ²)	0.10
기둥의 I	대수정규분포	100000 (cm ⁴)	0.10
보의 E	대수정규분포	200000 (kg/cm ²)	0.10
보의 I	대수정규분포	150000 (cm ⁴)	0.10
P ₁	정규분포	2500 (kg)	0.25
P ₂	정규분포	2800 (kg)	0.25
P ₃	정규분포	2900 (kg)	0.25
P ₄	정규분포	3000 (kg)	0.25
P ₅	정규분포	3100 (kg)	0.25
P ₆	정규분포	3200 (kg)	0.25

표 7 1단계 민감도분석 결과 (골조예제)

부재번호	민감도	부재번호	민감도	부재번호	민감도
1	7.32	11	6.59	21	8.18
2	6.65	12	6.41	22	8.17
3	6.47	13	7.30	23	7.88
4	6.36	14	6.66	24	7.87
5	6.23	15	6.47	25	7.39
6	6.12	16	6.35	26	7.36
7	7.25	17	6.23	27	6.77
8	7.38	18	6.14	28	6.79
9	7.08	19	7.86	29	6.19
10	6.84	20	7.81	30	6.21
평균	6.94	표준편차	0.65	기준값	7.59

특성상 19, 21, 23번 부재를 손상추정대상부재로 선정하였다.

(2) 2단계 민감도분석 및 계측점 선정

대상구조물의 계측응답을 각절점에서의 수평, 수직 및 회전 변위로 가정하면 4번~21번의 18개 절점에서 54개의 응답이 최적계측응답의 선정대상이 된다. 그러나 본 예제에서는 대상으로 가정한 한계상태가 최상단 21번 절점의 과대수평변위이므로 계측대상응답을 21번 절점으로부터 일정거리이상 떨어진 4번~15번 절점에서의 36개 응답으로 제한하였다. 따라서 선택된 36개의 응답으로부터 차례로 1개의 응답을 제거하여 인공지능경망을 훈련시킨 후, 이 인공지능경망으로부

터 얻은 시험패턴의 결과를 항(4)를 이용하여 민감도분석을 실시하였다.

① 19, 21, 23번 부재의 손상을 대상으로한 계측점 선정

표 8에 나타난 바와 같이 1단계 민감도 분석의 결과로부터 민감도가 큰 19, 21, 23번 부재의 손상추정을 위하여 총 36개의 변위응답으로부터 4개의 최적계측응답을 선정하였으며, 선정된 부재의 초과확률을 가중치로 사용한 여부에 따른 결과변화를 비교하였다. 19, 21, 23번 부재의 손상추정시 30번, 33번의 응답은 변화가 거의 없어 제외하였다.

표 8의 결과를 살펴보면 1단계의 초과확률에 대한 민감도를 고려한 경우와 고려하지 않는 경우가 동일한 최적계측응답을 제시하고 있다. 이

표 8 2단계 민감도분석 결과(골조예제: 19,21,23번 부재)

응답	파괴확률 고려시	파괴확률 비고려시	응답	파괴확률 고려시	파괴확률 비고려시
1	3.975	0.457	19	3.100	0.345
2	4.791	0.532	20	3.677	0.419
3	2.086	0.237	21	7.299	0.803
4	4.625	0.528	22	3.913	0.439
5	5.209	0.584	23	2.734	0.308
6	4.173	0.476	24	3.458	0.387
7	5.148	0.590	25	4.528	0.520
8	3.057	0.350	26	4.104	0.457
9	1.414	0.162	27	2.474	0.281
10	1.334	0.153	28	1.861	0.213
11	4.832	0.541	29	2.137	0.243
12	5.176	0.575	30	-	-
13	2.478	0.279	31	2.391	0.271
14	7.516	0.829	32	5.820	0.651
15	3.112	0.347	33	-	-
16	5.890	0.674	34	4.277	0.487
17	4.402	0.497	35	3.310	0.372
18	2.438	0.277	36	3.905	0.447
평균	3.843	0.433	표준편차	1.494	0.166
		기준값		5.337	0.599

는 표 7에서 알 수 있듯이 손상추정대상으로 선정된 3개 부재의 손상에 대한 한계상태의 초과확률 민감도가 매우 근사한 수준이기 때문에 이의 고려에 따른 최적계측응답의 변화가 없는 것이다. 그러나 계측대상응답의 수를 4개에서 증가시키면 초과확률에 대한 민감도의 고려여부에 따라 대상응답이 변하게 된다. 즉 고려할 경우에는 대상응답의 순위가 14, 21, 16, 32번의 상위 4개 응답 이후에 5, 12, 7번의 순서이지만 고려하지 않는 경우에는 7, 5, 12번의 순서가 된다.

본 예제에서는 계측응답의 수가 증가됨에 따라 인공신경망기법을 이용한 대상부재의 손상추정의 정도를 분석하였으며, 그 결과는 표 9에 정리되어 있다.

CASE 1은 34개의 응답을 모두 사용한 경우이고, CASE 2에서 CASE 5까지는 선정된 부재의 초과확률민감도를 가중치로 고려하여 선정된 계측응답을 사용한 경우로 CASE 2에서는 14, 16, 21, 32번의 4개의 계측응답을 사용하였다. CASE 3은 CASE 2에 5번 응답이 추가된 경우이고, CASE 4는 CASE 3에 12번 응답이 추가된 경우이며, CASE 5는 CASE 4에 7번 응답이 추가된 경우이다.

CASE 6은 선정된 부재의 초과확률민감도를 가중치로 고려하지 않고 선정한 최적계측응답을 이용한 경우로 4개의 응답을 사용할 경우 CASE 2와 동일하므로 7번의 응답을 추가하여 7, 14, 16, 21, 32번의 5개의 응답을 사용한 결과이다. CASE 7은 CASE 6에 5번 응답이 추가된 경우이다. 7개의 응답을 사용하는 경우에는 초과확률을 고려한 경우와 고려하지 않은 경우의 선정된 응답이 5, 7, 12, 14, 16, 21, 32번의 응답으로 두 경우 모두 동일하므로 제외하였다.

표 9의 결과를 분석하면 입력자료의 규모(계측응답의 수)가 증가함에 따라 인공신경망훈련 규모는 줄어들며 손상추정의 정도는 증가하는 것을 알 수 있으며, 입력자료의 규모가 일정이상일 경우에는 입력자료로 이용되는 계측응답의 변화에 따른 추정정도의 변화가 크지 않은 것으로 나타났다.

② 3, 9, 21번 부재의 손상을 대상으로한 계측점 선정

앞에서 손상추정대상부재로 선정한 19, 21, 23번 부재의 초과확률에 대한 민감도가 매우 비슷한 수준인 관계로 최적계측응답을 선정하는 과정에서 초과확률에 대한 민감도를 가중치로 사용한

표 9 손상추정 결과 (골조예제)

부재 No.	목표출력패턴			CASE 1			CASE 2			CASE 3			CASE 4			CASE 5			CASE 6			CASE 7		
	19	21	23	34-34-3			4-4-3			5-5-3			6-6-3			7-7-3			5-5-3			6-6-3		
1	0.5	0.0	0.0	0.487	0.000	0.000	0.501	0.000	0.000	0.495	0.000	0.000	0.467	0.000	0.000	0.504	0.000	0.000	0.496	0.000	0.000	0.513	0.000	0.000
2	0.0	0.7	0.0	0.000	0.703	0.000	0.000	0.734	0.000	0.000	0.684	0.000	0.000	0.695	0.000	0.000	0.692	0.000	0.000	0.714	0.000	0.000	0.723	0.000
3	0.0	0.0	0.6	0.000	0.000	0.599	0.000	0.000	0.583	0.000	0.000	0.609	0.000	0.000	0.603	0.000	0.000	0.610	0.000	0.000	0.590	0.000	0.000	0.597
4	0.5	0.5	0.0	0.491	0.492	0.000	0.509	0.535	0.000	0.479	0.492	0.000	0.495	0.502	0.000	0.505	0.504	0.000	0.531	0.501	0.000	0.507	0.486	0.000
5	0.3	0.5	0.0	0.297	0.468	0.000	0.336	0.483	0.000	0.345	0.490	0.00	0.325	0.506	0.000	0.312	0.505	0.000	0.332	0.492	0.000	0.290	0.478	0.000
6	0.5	0.3	0.0	0.512	0.296	0.000	0.482	0.324	0.000	0.525	0.328	0.000	0.485	0.293	0.000	0.507	0.293	0.000	0.497	0.320	0.000	0.504	0.315	0.000
7	0.3	0.0	0.3	0.291	0.000	0.285	0.333	0.000	0.315	0.302	0.000	0.276	0.315	0.000	0.294	0.294	0.000	0.293	0.272	0.000	0.289	0.291	0.000	0.282
8	0.3	0.0	0.5	0.308	0.000	0.497	0.373	0.000	0.490	0.304	0.000	0.472	0.320	0.000	0.506	0.317	0.000	0.505	0.262	0.000	0.485	0.299	0.000	0.502
9	0.5	0.0	0.3	0.509	0.000	0.305	0.448	0.000	0.334	0.479	0.000	0.282	0.492	0.000	0.290	0.506	0.000	0.294	0.479	0.000	0.271	0.500	0.000	0.318
10	0.0	0.3	0.3	0.000	0.250	0.326	0.000	0.294	0.284	0.000	0.307	0.334	0.000	0.286	0.282	0.000	0.294	0.295	0.000	0.313	0.305	0.000	0.304	0.292
11	0.0	0.5	0.3	0.000	0.493	0.495	0.000	0.484	0.468	0.000	0.529	0.469	0.000	0.503	0.491	0.000	0.509	0.508	0.000	0.502	0.533	0.000	0.483	0.504
12	0.0	0.5	0.3	0.000	0.516	0.293	0.000	0.446	0.273	0.000	0.511	0.312	0.000	0.496	0.313	0.000	0.507	0.300	0.000	0.492	0.338	0.000	0.477	0.291
				Iteration : 77			Iteration : 204801			Iteration : 23378			Iteration : 5991			Iteration : 1772			Iteration : 100000			Iteration : 14923		
				S.S.E : 0.00556			S.S.E : 0.02106			S.S.E : 0.00942			S.S.E : 0.00351			S.S.E : 0.00121			S.S.E : 0.00982			S.S.E : 0.00400		

경우와 사용하지 않는 경우의 차이가 민감도 상위 4개 응답에서는 나타나지 않았다. 이를 검증하기 위해 초과확률에 대한 민감도의 차이가 비교적 큰 3, 9, 21번 부재를 손상추정대상부재로 하여 2단계 민감도분석을 실시한 결과를 표 10에 정리하였다. 표 10에서 알 수 있듯이 초과확률을 고려한 경우에는 민감도 순위가 2-29-22-16-6-14의 순서이며, 고려하지 않는 경우에는 2-29-22-14-16-31의 순서로 상위 3개는 동일하나 4번째부터는 민감도 평가방법에 따라 최적계측 응답이 변화된다.

6. 결 론

본 연구에서는 인공신경망을 대형구조물의 손상평가에 이용하여 민감도분석에 의해 중요부재

표 10 2단계 민감도분석 결과(골조예제: 3,9,21번부재)

응답	파괴확률 고려시	파괴확률 비고려시	응답	파괴확률 고려시	파괴확률 비고려시
1	3.650	1.102	19	3.155	0.929
2	10.232	2.924	20	1.623	0.454
3	2.832	0.764	21	2.698	0.789
4	2.077	0.581	22	5.324	1.519
5	3.650	1.001	23	2.790	0.845
6	4.521	1.149	24	3.265	0.962
7	2.347	0.669	25	3.105	0.947
8	4.208	1.015	26	2.857	0.876
9	3.014	0.838	27	1.925	0.578
10	2.703	0.764	28	2.972	0.815
11	3.925	1.134	29	7.954	2.362
12	2.992	0.908	30	-	-
13	2.826	0.755	31	4.049	1.212
14	4.489	1.418	32	3.198	0.988
15	3.151	0.952	33	-	-
16	5.081	1.311	34	2.55	0.722
17	3.579	0.984	35	3.170	0.968
18	3.516	0.917	36	2.675	0.807
평균	3.591	1.029	표준편차	2.971	0.465
			기준값	7.750	1.495

를 선정하고, 선정된 부재의 손상에 가장 민감한 응답을 분석하여 최적계측시스템을 선정하는 기법을 연구하였다. 또한 선정된 부재에 대한 손상 전후의 구조물 응답의 변화를 훈련자료로 사용하여 인공신경망을 훈련시킨 후, 훈련된 인공신경망을 이용하여 효율적으로 선정된 부재의 손상을 추정하는 방법에 대하여 연구하였다. 본 연구를 수행하여 얻은 결론은 다음과 같다.

1) 대형구조물이나 다수의 부재를 가진 구조물에 대하여 인공신경망을 이용하여 구조물의 손상을 평가할 때, 입력층과 출력층의 유니트수가 과다하게 증가되거나 제한된 입력층의 유니트수를 출력층의 유니트수가 능가하게 되는 등의 인공신경망 설계상 문제점을 효과적으로 해결하기 위하여 2단계의 민감도분석을 이용하는 방법을 개발하였다. 제안된 기법을 이용하여 다수의 부재를 가진 구조물에 적용해 본 결과, 효율적으로 손상평가 대상부재를 선정하고 이들에 대한 최적 계측위치를 제시할 수 있었다.

2) 출력층의 유니트수인 손상평가 대상부재수를 축소시켜 인공신경망의 구조적인 문제점을 해결하고자 첫 번째 단계에서는 구조물의 관리대상 거동에 대한 민감도분석에 의해 주요 손상평가 대상부재를 선정하므로써 훈련자료 규모를 축소시켜 훈련자료의 준비작업 및 훈련시간을 단축하였으며, 선정된 부재에 대한 손상추정의 정확성도 향상시킬 수 있었다.

3) 두 번째 단계에서는 첫단계에서 선정된 대상부재의 손상추정을 위한 인공신경망 설계에서 입력층의 자료인 계측응답의 수가 필요이상으로 과다해지거나 사용 가능한 계측기의 수가 한정된 경우에 대비하여, 대상부재의 손상추정에 대한 구조물 응답의 민감도분석을 실시하여 적절한 계측위치 및 계측점의 수를 선정할 수 있는 기법을 제시하였다.

4) 제안된 두 단계의 민감도분석에 의하여 선정된 제한된 수의 응답을 이용하여 손상을 추정 한 결과, 선정된 부재에 대한 손상위치 및 손상 정도 추정의 정확성을 향상시킬 수 있었으며, 두 번째 단계의 계측위치 및 계측점 선정과정에서

첫 번째 단계에서 이용한 관리대상거동에 대한 민감도를 가중치로 반영한 민감도평가식을 사용하므로써 보다 효과적인 결과를 얻을 수 있었다.

참 고 문 헌

1. 방은영, 윤정방, "신경망을 사용한 교량구조의 미지계수 추정", 한국전산구조공학회 학술발표 회논문집, 1995, pp.95~102.
2. Elkordy, M. F., Chang, K. C., and Lee, G. C., "Neural Networks Trained by Analytically Simulated Damage States", *J. of Comp. in Civil Eng.*, ASCE, 7(2), 1993, pp.130~145.
3. Pandey, P. C. and Barai, S. V., "Multilayer Perceptron in Damage Detection of Bridge Structures", *Computers and Structures*, 54(4), 1994, pp.597~608.
4. 김대수, 신경망이론과 응용(I), 하이테크정보, 1996.
5. Haykin, S., *Neural Networks-A Comprehensive Foundation*, Macmillan College Publishing Company, 1994.
6. Choi, G-S., Wang, Z. X., and Dornfeld, D. A., "Development of An Intelligent On-Line Tool Wear Monitoring System for Turning Operation", 1990 *Japan-U.S.A. Symp. on Flexible Automation-A Pacific Rim Conf.*, ISCIE, Kyoto, Japan, 1990, pp. 683~690.
7. Szewczyk, Z. P. and Hajela, P., "Damage Detection in Structures Based on Feature-Sensitive Neural Networks", *J. of Comp. in Civil Eng.*, ASCE, 8(2), 1994, pp.163~178.
8. Udwadia, F. E., "Methodology for Optimum Sensor Locations for Parameter Identification in Dynamic Systems", *J. of Eng. Mech.*, ASCE, 120(2), 1994, pp.368~390.
9. Kim, S.-H. and Na, S.-W., "Response Surface Method using Vector Projected Sampling Points", *Structural Safety* Vol.19, No.1, 1997, pp. 3~19.

(접수일자 : 1997. 9. 30)