

# 인공신경망을 이용한 RC Mock-up 구조물의 단계별 손상탐지

## Staged Damage Detection of a RC Mock-up Structure by Artificial Neural Network

권 흥 주\* · 김 지 영\*\* · 유 은 중\*\*\*  
Kwon, Hung-Joo · Kim, Ji-Young · Yu, Eun-jong

### 요 약

인공신경망(Artificial Neural Network)을 이용하여 RC Mock-up 구조물의 손상위치 및 손상정도를 단계적으로 추정하였다. 대상 구조물은 가진실험을 통하여 구조물의 응답을 취득하고 구조물식별기법(Structural System Identification)을 통하여 구조물의 동특성을 찾았다. 유한요소해석프로그램을 사용하여 동특성이 계측치와 가장 유사한 기본해석모델을 만든 후 이 기본해석모델을 이용하여 학습데이터를 생성하였다. 기존 인공신경망을 이용한 손상탐지를 개선하고자 본 연구에서는 인공신경망 학습데이터를 분석하였고 효과적인 손상탐지를 위하여 학습데이터를 가공하였다. 가공된 학습데이터를 사용하여 단계별 손상탐지를 실시하였고 기존 손상탐지 방법보다 좋은 결과를 유도하였다.

**keywords** : 인공신경망, 단계별 손상탐지, 구조물식별, 유한요소해석프로그램

## 1. 서 론

인공신경망은 구조물의 손상탐지를 위해 많이 사용되는 방법이다. 하지만 상세한 손상탐지 위치를 위해 많은 수의 부재의 강성을 변수로 선택하여 손상탐지를 시도할 경우 정확도가 떨어져 실제 손상위치와 완전히 동떨어진 결과를 나타내는 경우가 많다. 따라서 본 연구에서는 정확도를 개선하고자 하였다. 즉, 부재의 강성을 작은 수의 그룹으로 나누어 손상탐지를 실시하고 그 다음 단계에서는 이전 단계에서 손상이 있을 것이라고 추정되는 그룹 내의 부재들만을 대상으로 다시 소그룹으로 나누어 손상을 탐지하였다.

본 연구에 사용된 구조물은 실제 구조물의 2/3정도 크기의 3층 3x1 경간의 RC Mock-up 구조물이다. 구조물의 손상은 미리 설치된 가새를 제거함으로써 모사하였고, 각 케이스별로 가진 실험을 통하여 구조물의 가속도 응답을 취득한 후 시스템 식별 기법을 통하여 구조물의 동특성을 산정하였다. 모든 가새가 설치된 경우 동특성과 최대한 가까운 동특성을 나타내는 해석모델을 먼저 구한 후 이를 사용하여 인공신경망 학습 데이터를 만들어 인공신경망을 이용하여 학습시킴으로서 손상탐지를 수행하도록 하였다. 손상탐지에서는 구조물의 각 부재는 6개로 그룹화하여 이들 중 어느 그룹에서 손상이 발생하였는지만 탐지하도록 하였다.

## 2. 대상구조물의 진동실험 및 시스템 식별

연구에 사용된 대상건물의 각 층의 높이는 2m, 전체 높이는 7m 이며, 보와 기둥의 단면은 각각 0.2 x

\* 한양대학교 건축공학과 석사과정 [kwonhungjoo@hanmail.net](mailto:kwonhungjoo@hanmail.net)  
\*\* 정희원 · (주)대우건설 기술연구원 책임연구원 [kimjiyoung@dwconst.co.kr](mailto:kimjiyoung@dwconst.co.kr)  
\*\*\* 정희원 · 한양대학교 건축공학부 [eunjongyu@hanyang.ac.kr](mailto:eunjongyu@hanyang.ac.kr)

0.3m, 0.3 x 0.3m이고 슬래브의 두께는 0.12m이다. 각 평면은 가로 6m, 세로 4m의 3 x 1 경간의 직사각형 평면을 가지고 있으며 콘크리트의 설계강도는 24MPa, 철근은 SD40을 사용하였다. 대상 구조물은 일반적인 RC구조물의 2/3 크기로 축소하여 제작되었다.

손상모사를 위해 설치와 해체가 가능한 가새를 그림 1와 같이 층마다 4개씩 총 12개가 설치하였다. 표 1과 같이 모든 가새가 설치된 원구조물 및 서로 다르게 가새를 제거시킨 8개의 손상케이스에 대하여 가진 실험을 실시하였다. 가진기는 최상층에 그림 2과 같이 2대가 평행하게 설치되었으며 가속도계는 층마다 3개씩 그리고 입력데이터를 위해 가진기에 1개, 총 10개가 설치되었다. 가진실험을 통하여 취득한 구조물의 응답은 시간영역 구조물 식별기법인 N4SID(State Space Subspace System Identification)를 사용하여 동특성(고유진동수, 모드형상 등)을 구하였다. 각 case별 고유진동수는 표 1에 나타내어 있으며 'x' 표기의 경우 x방향 병진운동을, 'y'는 y방향 병진운동, 'z'는 z방향 회전운동을 뜻한다. 문자 뒤의 숫자 1, 2, 3은 모드형상에 따른 차수를 의미한다.

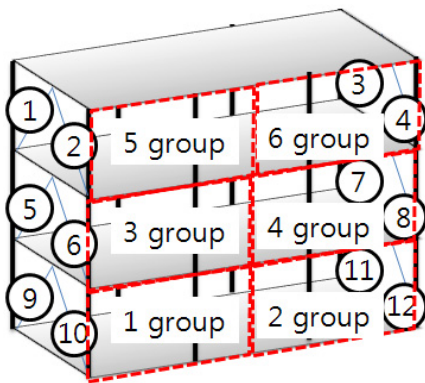


그림 1 부재 그룹 및 가새 번호

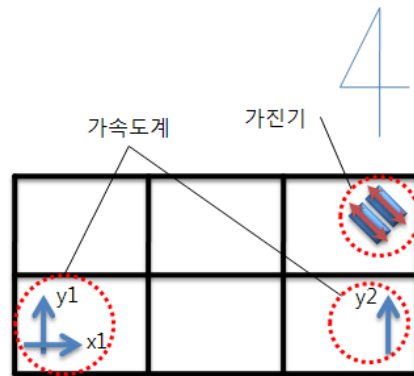


그림 2 가진기 및 가속도계 위치

표 1 case 별 제거 가새, 제거 그룹 및 고유진동수

case	제거 가새	제거 그룹	고유진동수 (Hz)						
			x1	y1	z1	x2	y2	z2	x3
1	-	-	5.488	7.497	9.801	18.259	23.832	29.685	30.839
2	5	3	5.554	7.067	9.197	18.216	23.093	29.107	30.705
3	5, 6	3	5.559	7.038	9.152	18.219	23.089	29.099	30.700
4	5, 6, 7	3, 4	5.564	6.996	8.576	18.226	22.962	28.606	30.703
5	9, 10	1	5.522	6.756	9.021	18.191	23.331	28.869	30.729
6	1, 2, 9, 10	1, 5	5.543	6.654	8.980	18.078	20.415	27.548	30.625
7	1, 2	5	5.514	7.341	9.597	18.044	21.133	27.677	30.578
8	3, 4	6	5.584	7.365	9.597	17.738	21.619	27.279	30.766
9	7, 8	4	5.548	6.999	9.038	17.765	22.908	28.777	30.746

### 3. 인공신경망

인공신경망은 인간 두뇌세포의 상호 작용을 수학적으로 모델링한 것으로서, 반복적인 학습과정을 통해 인간의 지각과 유사한 방법으로 문제해결이 가능하다. 인간의 두뇌세포는 반복적인 학습을 통해 뉴런간의 연결 강도가 결정되면, 추후 유사한 형태를 볼 때 학습된 신경망에 의해 즉각적으로 인식하게 된다. 이와 유사하게 구조물에 임의의 손상을 가정하고 이에 따른 고유특성을 분석하여 인공신경망을 학습시킨 뒤, 실제 구조

물의 고유특성을 학습된 인공신경망에 입력하면 즉각적으로 손상의 위치와 정도를 파악할 수 있게 된다. 이번 연구에서는 Radial Basis Neural Network(RBNN)를 사용하여 구조물의 손상탐지 알고리즘을 구축하였다. RBNN은 Back-propagation 등의 기존 인공신경망 기법과 달리 많은 변수에 대해서도 보다 안정적인 학습과 결과도출이 가능한 것으로 알려져 있다.

### 3.1 학습데이터

본 연구에 사용된 인공신경망 학습데이터는 유한요소해석프로그램인 SAP2000(Computers and Structures, 2006)을 사용하여 생성하였다. 정확한 손상추정을 위해 필요한 학습데이터를 생성하기 위해서는 우선 실제 구조물의 응답과 비슷한 응답을 가지는 기본해석모델(Baseline model)이 필요하다. 기본해석모델은 손상이 없는 case 1의 응답을 기준으로 요소 분할, 탄성계수의 수정, 슬래브 다이어프램 등의 해석옵션을 변화시키면서 계층치와 가장 유사한 동특성을 나타내는 기본해석모델을 만들었다.

가새의 손상을 효과적으로 탐지하기위해 적절한 모드 선정이 필요하다. 따라서 단변방향 진동을 나타내는 y병진방향 모드와 z회전방향 모드를 사용하여 손상탐지를 실시하였다. 동특성 값을 그대로 사용할 경우 값 크기의 차이에 의해 모드형상 데이터의 영향이 미비하여 손상탐지가 어려웠다. 따라서 각 동특성의 영향을 균등하게 하기위해 고유진동수는 손상되지 않은 case의 고유진동수로 정규화하였으며 모드형상은 해석프로그램을 사용하여 구한 모드형상과 실측을 이용한 모드형상의 norm 차이를 고려하여 각 층의 자유도를 최상층 자유도로 나누어 사용하였다. 그리고 그림 1과 같이 대상 구조물을 6개의 그룹으로 분할하고 각각의 그룹에 대한 강성을 임의로 변경해 가며 동특성 해석을 실시하여 200개의 동특성-강성변화율 학습데이터를 생성하였다.

### 3.2 기존 손상탐지

기존 손상탐지는 y병진방향 1, 2차 고유진동수와 z회전방향 1, 2차 고유진동수 y, z방향 1차 모드형상을 사용하여 실시하였고 결과는 표 2와 같다. 대부분의 경우 제거된 그룹을 유사하게 찾지만 case 9번의 경우 제대로 찾지 못하고 있다. 해석 프로그램을 이용하여 학습데이터 변화를 관찰하였고 결과는 표 3에 정리하였다. 고유진동수의 경우 손상 층이 변하면서 값도 달라진다. 하지만 같은 층에서 서로 다른 방향이 손상되었을 경우에는 값의 차이를 보이지 않는다. 모드형상 y1과 z1의 경우에도 방향별 손상에 따른 값의 차이가 있지 않았다. 하지만 z1 모드에서 y2자유도에 대한 y1자유도의 비를 사용한 cz모드의 경우 방향별 손상에 따른 값의 차이를 보였다. 하지만 그림 3과 같이 정규화 과정에서 4번 그룹과 1, 5번 그룹의 모드형상이 유사하게 나왔다.

표 2 기존 방법을 이용한 손상탐지 결과

case	제거 가새	제거 그룹	20% 이상 손상 그룹	20% 이하 손상 그룹
2	5	3	3	6
3	5, 6	3	3	4, 2
4	5, 6, 7	3, 4	3, 5	4
5	9, 10	1	1	4, 6
6	1, 2, 9, 10	1, 5	5	4, 1
7	1, 2	5	5	4
8	3, 4	6	6	-
9	7, 8	4	5, 1	4

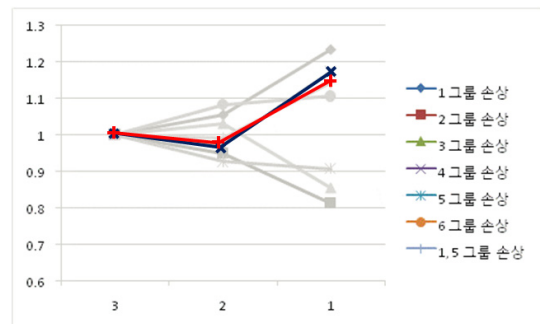


그림 3 학습데이터(cz모드형상) 비교

표 3 해석프로그램을 이용한 학습데이터 분석

손상 그룹	고유 진동수				모드 형상								
					y1			z1			cz1		
	y1	y2	z1	z2	3층	2층	1층	3층	2층	1층	3층	2층	1층
1	7.12	22.55	8.97	27.34	0.18	0.15	0.09	0.47	0.38	0.20	0.61	0.64	0.75
2	7.12	22.55	8.97	27.34	0.18	0.15	0.09	0.47	0.38	0.20	1.65	1.56	1.34
3	7.44	23.43	9.08	28.10	0.19	0.15	0.07	0.49	0.39	0.17	0.73	0.75	0.62
4	7.44	23.43	9.08	28.10	0.19	0.15	0.07	0.49	0.39	0.17	1.37	1.33	1.61
5	7.69	22.38	9.33	27.00	0.20	0.15	0.08	0.51	0.38	0.18	0.94	0.87	0.85
6	7.69	22.38	9.33	27.00	0.20	0.15	0.08	0.51	0.38	0.18	1.06	1.15	1.17
1, 5	7.02	20.93	8.92	26.39	0.18	0.14	0.08	0.47	0.37	0.20	0.59	0.59	0.68

### 3.3 단계별 손상탐지

계측 데이터 모드형상의 경우 고유진동수에 비해 값의 정확성이 떨어진다. 따라서 고유진동수와 모드형상을 동시에 사용할 경우 손상탐지의 정확성이 떨어졌고 이를 개선하기 위해 단계별로 동특성을 나누어 사용하여 손상탐지의 정확성을 높이려 하였다. 또한 정규화 과정에서 생기는 차이를 줄이기 위하여 최상층의 부호를 양으로 맞추어 주었다. 첫 번째 단계에서 고유진동수(y1, y2, z1, z2)를 이용하여 층별 손상탐지를 실시하였고, 두 번째 단계에서 모드형상(cz1)을 이용한 방향별 손상탐지를 실시하였다. 단계별 손상탐지 결과는 표 4와 같다.

표 4 단계별 손상탐지 결과

case	제거 가새	제거 그룹	손상층	손상 방향	층별 손상탐지		방향별 손상탐지		탐지결과 손상그룹
					10% 이상 손상 층	10% 이하 손상 층	10% 이상 손상 방향	10% 이하 손상 방향	
2	5	3	2	서	2	-	서	-	3
3	5, 6	3	2	서	2	-	서	-	3
4	5, 6, 7	3, 4	2	동, 서	2	-	서	-	3
5	9, 10	1	1	서	1	2	서	-	1
6	1, 2, 9, 10	1, 5	1, 3	서	1	3	서	-	1
7	1, 2	5	3	서	3	1	서	-	5
8	3, 4	6	3	동	3	-	동	-	6
9	7, 8	4	2	동	2	-	동	-	4

## 4. 결론

손상탐지결과와 정확도 향상을 위해 단계적으로 인경신경망을 이용하는 손상탐지를 실시하였다. 정확한 손상탐지를 위해 인공신경망 학습데이터를 손상에 따른 값의 차이가 드러나도록 데이터를 가공하였다. 손상 위치는 비교적 정확하게 추정하였으나 한 개의 그룹이 손상되었을 경우에는 손상위치를 정확히 찾았지만 두 개 이상의 그룹이 손상되었을 경우에는 손상위치를 판단하는데 정확성이 떨어졌다. 손상 정도를 유추하는 과정에서 고유진동수를 이용한 손상 탐지는 손상 정도의 상대적 크기를 찾아냈지만 모드형상을 이용한 손상 탐지는 손상 정도를 파악하는데 정확한 값을 주지 못했다.

### 참고문헌

김지영 (2010) 구조물 손상평가를 위한 인공신경망의 RC Mock-up 적용평가, 한국전산구조공학회 정기학술대회.