

지진 응답 스펙트럼과 설계용 응답 스펙트럼 생성을 위한 신경망 모델의 개발

Development of Neural-Networks-based Model for the Generation of an Earthquake Response Spectrum and a Design Spectrum

조 빈 아* 이 승 창** 한 상 환*** 이 병 해***
Cho, Bin-Ah Lee, Seung-Chang Han, Sang-Whan Lee, Byung-Hai

ABSTRACT

The paper describes the second half of the research for the development of Neural-Networks-based model for the generation of an Artificial earthquake and a Response Spectrum(NNARS). Based on the redefined traditional processes related to the generation of an earthquake acceleration response spectrum and design spectrum, four neural-networks-based models are proposed to substitute the traditional processes.

RS_NN tries to directly generate acceleration response spectrum with basic data that are magnitude, epicentral distance, site conditions and focal depth. The test results of RS_NN are not good because of the characteristics of white noise, which is randomly generated. ARS_NN solve this problem by the introduction of the average concept. IARS_NN has a role to inverse the ARS_NN, so that is applied to generate a ground motion accelerogram compatible with the shape of a response spectrum. Additionally, DS_NN directly produces design spectrum with basic data. As these four neural networks are simulated as a step by step, the paper describes the methods to generate a response spectrum and a design spectrum using the neural networks.

keywords : artificial neural networks, response spectrum, design spectrum, accelerogram

1. 서 론

구조물의 비선형 동적 해석에서 무엇보다 중요한 일은 구조물의 반응을 좌우하는 하중 형태를 결정하는 것이다. 특히, 비대칭 구조나 질량 및 강성 분포가 불규칙한 비정형 구조물의 경우, 동적 해석에 의한 내진 설계 시 지진하중의 형태는 설계 결과에 많은 영향을 준다. 이러한 동적 해석법으로는 지진 기록을 스펙트럼으로 정의하여 근사 해석을 수행하는 응답 스펙트럼 해석법과 지진 가속도 기록을 직접 적분하여 사용하는 시간 이력 해석법이 있다. 이 두 가지 방법에 의한 해석 결과가 신뢰성을 가지기 위해서는 적절한 설계 응답 스펙트럼과 이에 해당하는 인공 지진파가 요구된다.

그러나, 국내에서 기록된 지진의 수는 부족할 뿐만 아니라, 기록된 데이터의 수집과 정리가 미흡하므로 국내 특성에 부합되며 기준이 될만한 설계 응답 스펙트럼의 제시가 어려운 실정이다. 그러므로, 우리나라와 같이 지진 기록이 부족한 경우에는 실제로 발생한 지진 기록에 의존하기 보다는 지진의 여러 가지 동적 특성과 지진 기록이 많은 다른 유사한 지역의 기본적인 정보를 바탕으로 확률론적 지반 운동 모델(stochastic ground motion model)을 개발하여 다양한 인공 지진파를 발생하고, 이들에 대한 통계 처리를 기반으로 설계 응답 스펙트럼을 제시하여야 한다. 또한, 기존의 설계 응답 스펙트럼에 해당하는 인공 지진파를 생성하여 시간 이력법 해석에 사용할 필요가 있다.

본 연구는 인공 지진파와 응답 스펙트럼을 생성하기 위한 신경망 모델 (NNARS: Neural-Networks-based model for the generation of an Artificial earthquake and a Response Spectrum)을 개발하고자 수행한 연구의 후반 부로서, 기본적인 정보로부터 신경망을 이용하여 응답 스펙트럼을 생성하고, 이 모델을 역이용하여 응답 스펙트럼에 해당하는 인공 지진파를 발생하는데 목적이 있다.

* 한양대학교 건축공학과 석사과정
** 한양대학교 초대형구조시스템연구소 연구조교수
*** 한양대학교 건축공학과 교수

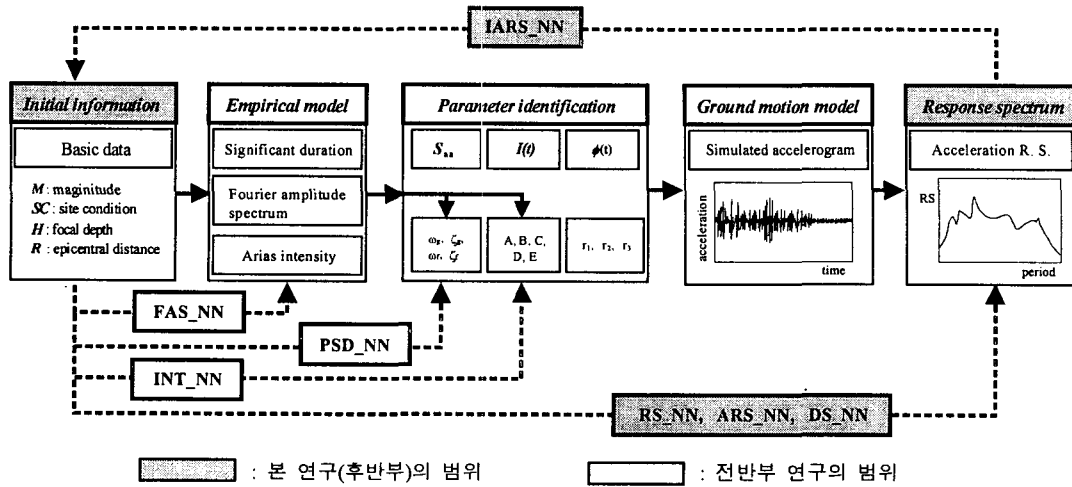


그림 1 인공 지진 생성과 관련한 기존 과정의 분석 및 신경망 모델

2. NNARS의 후반부 개발

2.1 NNARS 개발 개념과 기존 과정 분석

본 연구에서는 전반부 연구에서 서술한 NNARS의 개발 개념을 적용하기 위해서 다변수(多變數) 문제에 적합한 오류 역전파 학습 알고리즘(error backpropagation training algorithm)¹⁾을 바탕으로 하여 본 연구자(1997)가 제안한 개발 단계²⁾를 사용하여 총 4개의 신경망 모델을 개발하였다. 또한, 기존 연구³⁾⁴⁾⁵⁾로부터 그림 1과 같이 인공 지진 생성과 관련 과정을 크게 다섯 부분으로 분류하고, 연구의 범위를 초기 정보와 응답 스펙트럼 생성으로 한정하여 다음과 같이 재정의하였다.

전반부 연구에서 생성한 인공 지진과 $a(t)$ 는 Newmark 방법⁶⁾에 의해 응답 스펙트럼을 구하는데 사용하고, 이것은 궁극적으로 설계 응답 스펙트럼을 구하는데 이용된다. Newmark 방법의 자세한 과정은 일반적인 내용이므로 서술을 생략한다.

2.2 NNARS의 단위 모델

그림 1과 같이 응답 스펙트럼 단계에서는 초기 정보로부터 응답 스펙트럼을 생성하는 RS_NN과 랜덤과 입력에 따른 응답 스펙트럼의 차이를 고려하기 위한 평균 응답 스펙트럼을 생성하는 ARS_NN, 그리고 응답 스펙트럼에 해당하는 인공 지진하중을 생성하기 위한 시도로서 평균 응답 스펙트럼으로부터 초기 정보를 생성하는 IARS_NN을 개발하였다. 마지막으로, 초기 정보로부터 설계 응답 스펙트럼을 생성하는 DS_NN을 개발하였다.

3. 응답 스펙트럼 생성을 위한 신경망 모델

본 연구에서는 NNARS의 전반부와 동일한 방법으로 본 연구자(1997)²⁾가 제안한 신경망 모델의 개발 단계를 기본으로 하여 학습 패턴 선정, 신경망 구조, 학습 방법 등을 다음과 같이 결정하였다.

초기 정보인 지진규모(M), 지반조건(SC), 진앙깊이(H), 진앙거리(R)의 학습 변수를 학습 패턴의 수렴성과 정확성 보장을 위해 각각 M은 6.0~8.0, SC는 0, 1, 2 (단, SC의 값은 암반은 2, 충적층은 0, 충적층과 암반의 중간 지역은 1), H는 1~30m, R은 30~50m로 한정된 후, Hypercube 방법⁷⁾에 의해 25개(2^1+2^1+4+1)의 학습 패턴의 입력값을 생성하였다.

$$E_{max} < 0.5 \times (\text{학습패턴의 기대값 중 최소값})^2 \times \text{출력 층 뉴런수} \quad (1)$$

또한, 학습의 최대 허용 에러는 본 연구자(1997)²⁾가 제안한 최대 허용 에러 산정식인 식(1)을 적용하였고, 은닉층의 수는 1로, 은닉층 뉴런수는 입력층과 출력층 뉴런수의 합으로 초기 가정하였으며, 활성화

함수는 경사도 계수 1.0 의 시그모이드(unipolar sigmoid) 함수를 사용하였고, 학습 상수와 모멘텀 항은 각각 0.5, 0.8 로 결정하여 학습을 수행하였다.

3.1 신경망을 이용한 응답 스펙트럼 모델 (RS_NN)

응답 스펙트럼은 지진 가속도를 입력으로 구조물의 운동방정식을 수치 적분하여 시간에 따른 구조물의 최대 반응을 계산한 것으로, 본 연구에서는 Newmark β법⁶⁾ 중에서 γ는 1/2, β는 1/4 로 하는 평균 가속도 방법으로 계산하였다. 단, 감쇠율은 5%로 하였다.

전반부의 신경망 모델을 기반으로 생성한 인공 지진파에 의해 표 3.1 과 같이 주기 0.0~2.0 초 구간의 응답 스펙트럼을 100 개의 기대값으로 산정한 후, 그림 3.1 과 같이 은닉층 뉴런수 104 개의 RS_NN 을 구성하였다. 최대 허용 에러는 다음과 같이 $1.0e^{-2}$ 로 산정하고, 이외는 전술한 방법으로 하여 학습을 수행하였다.

$$E_{max} < \{ 0.5 \times (0.0198849)^2 \times 100 = 1.977e^{-2} \}$$

학습 완료 후에는 표 3.2 와 같은 패턴으로 테스트하였으며, 그 결과는 그림 3.2 와 같다.

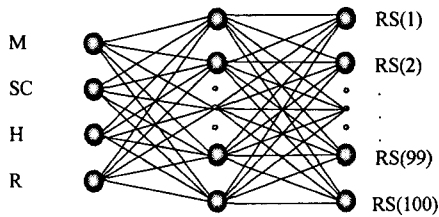


그림 3.1 RS_NN의 신경망 구조

상당히 많은 에러가 발생하고 있으므로 최대 허용 에러 산정 상의 문제인가를 검토하기 위해서 최대 허용 에러를 감소시키며 시뮬레이션하였다. 결과는 표 3.2 와 같으며 최대 허용 에러가 산정식에 의한 값보다 감소하여도 테스트 결과는 크게 변하지 않으므로 최대 허용 에러 산정의 문제는 아닌 것으로 판단된다.

표 3.1 RS_NN의 학습 패턴

pattern No.	input value				desired output value					
	M(mag.)	SC	H(m)	R(m)	RS(1)	RS(2)	RS(3)	...	RS(100)	
p1	8.0	2	1	50	5.467967	13.3264189	19.8201264	...	55.573087	
p2	8.0	2	30	50	5.0650284	13.8219991	21.8321558	...	56.8886004	
p3	6.0	0	30	50	3.1591383	9.2570146	11.888232	...	18.7020475	
~					
p25	7.0	1	30	40	3.7201761	9.0980666	16.3727335	...	33.9009268	

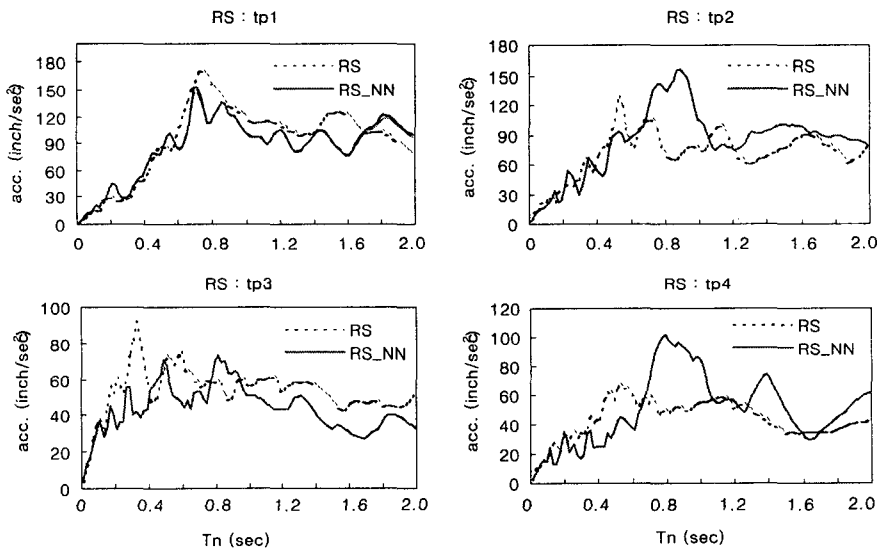


그림 3.2 RS_NN의 테스트 결과

표 3.2 RS_NN의 테스트 패턴과 최대 허용 에러에 따른 테스트 결과

pattern No.	input value				Error (%)			
	M(mag.)	SC	H(m)	R(m)	Emax= 1e ⁻²	Emax= 5e ⁻³	Emax= 5e ⁻⁴	Emax= 5e ⁻⁵
tp1	7.5	0	22	45	1680.1788	1681.5333	1682.4589	1679.8510
tp2	7.5	1	22	35	2947.5205	2997.5229	3056.4386	3042.4402
tp3	7.5	2	8	45	2264.8344	2174.5129	1931.4384	1895.7163
tp4	6.5	0	8	35	3493.3155	3585.7188	3665.7599	3703.2195

Note: Error는 RS(1)~RS(100)의 각 Error의 총합임.

3.2 신경망을 이용한 평균 응답 스펙트럼 모델 (ARS_NN)

RS_NN의 테스트에서 상당히 많은 에러가 발생한 원인은 지진파 생성을 위해서 초기 입력으로 주어지는 백색파(white noise)⁹⁾가 무작위(random)로 발생하는 랜덤파이기 때문이다. 즉, 동일한 강도함수, 주파수 변조 함수, 파워 스펙트럼 밀도함수의 변수 값을 가지고 생성한 인공 지진파라 할지라도 초기 입력되는 백색파가 랜덤하므로 발생 때마다 최대 지반가속도는 한정된 범위 내에서 약간의 차이를 보인다. 이러한 현상은 그림 3.4의 tp1에서 얇은 실선으로 표현한 3개의 응답 스펙트럼을 보면 알 수 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해서는 여러 번의 시도에 약간의 차이를 보이는 응답 스펙트럼에 평균(average) 개념을 도입할 필요가 있다. 많은 수의 응답 스펙트럼을 평균화하는 것이 바람직하나 작업량을 고려하여 본 연구에서는 3개의 응답 스펙트럼을 평균화하여, 그림 3.3의 구조로, 최대 허용 에러는 다음과 같이 1.0e²로 산정하고, 이외는 RS_NN과 동일한 방법으로 학습을 수행하였다.

$$Emax < \{ 0.5 \times (0.0305903)^2 \times 100 = 4.679e^2 \}$$

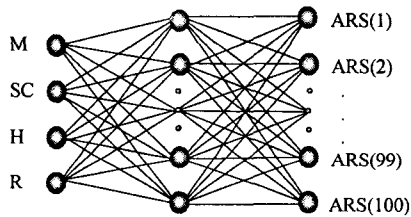


그림 3.3 ARS_NN의 신경망 구조

표 3.3 ARS_NN의 최대 허용 에러에 따른 테스트 결과

pattern No.	Error (%)			
	Emax= 1e ⁻²	Emax= 5e ⁻³	Emax= 5e ⁻⁴	Emax= 5e ⁻⁵
tp1	1340.8113	1346.8077	1356.0586	1352.2626
tp2	1288.8123	1282.4730	1285.2745	1296.9114
tp3	1473.4457	1480.5708	1500.1691	1516.5549
tp4	2589.2753	2634.4639	2642.2162	2649.6633

Note: Error는 ARS(1)~ARS(100)의 각 Error의 총합임.

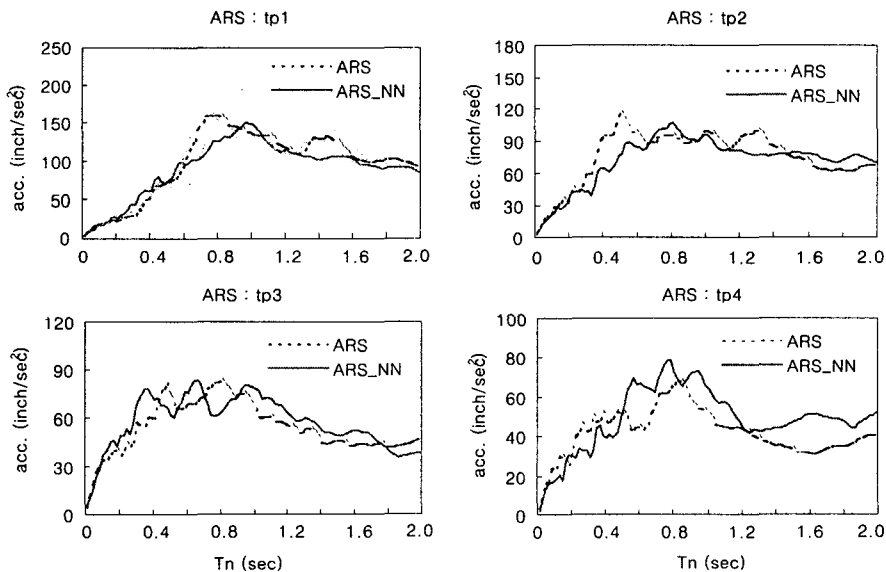


그림 3.4 ARS_NN의 테스트 결과

ARS_NN의 테스트 결과는 그림 3.4와 같다. 최대 허용 에러에 따른 테스트 결과(표 3.3)를 RS_NN의 결과(표 3.2)와 비교하면, 전체적으로 에러의 총합이 상당히 감소했음을 알 수 있다. 또한, 충분한 작업 시간을 가지고 평균화할 응답 스펙트럼의 數를 증가한다면 전체 테스트 패턴에 대한 정확도는 더욱 향상될 것으로 판단된다.

3.3 응답 스펙트럼에 해당하는 인공 지진파 생성을 위한 신경망 모델 (IARS_NN)

응답 스펙트럼이나 설계 응답 스펙트럼은 구조물의 동적 특성을 파악하는데 매우 유용하나 고층 건물의 모드 해석이나 비선형 응답 때에는 시간 이력 해석법이 요구된다. 그러나, 내진 설계 기준 등에는 설계 지진 하중을 지진파의 형태가 아닌 재현 주기와 설계 응답 스펙트럼을 구현할 수 있는 최대 지반 가속도 등의 기본적인 데이터로만 정의하고 있다.

따라서, 응답 스펙트럼에 해당하는 지진파를 생성할 필요가 있으므로, 역모델(inverse model)로 IARS_NN을 제안하고, ARS(1)~ARS(100)을 입력값으로 M, SC, H, R을 기대값으로 하여 그림 3.5와 같은 구조로, 최대 허용 에러는 다음과 같이 $1.0e^2$ 로 산정하고, 이외는 전술한 모델과 동일한 방법으로 학습을 수행하였다.

$$E_{max} < \{ 0.5 \times (0.030)^2 \times 4 = 1.8e^3 \}$$

IARS_NN의 수치적인 테스트 결과는 표 3.4와 같다. tp2와 tp4가 다른 패턴에 비하여 많은 에러를 나타내는 것은 입력층 뉴런수가 100개인데 비하여 학습 패턴의 수는 25개로 학습 후 정확도를 보장하기에는 학습 패턴의 수가 매우 부족하기 때문이다. 또한, 지반조건 계수(SC)와 진앙깊이(H)가 지진규모(M)와 진앙거리(R)보다 많은 에러를 나타낸다.

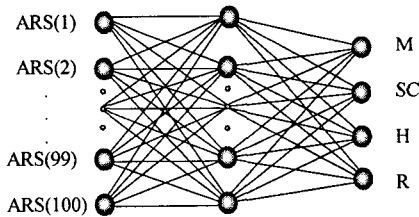


그림 3.5 IARS_NN의 신경망구조

즉, 지반조건에 따라 지진파나 응답 스펙트럼의 경향이 매우 달라지기 때문에, 지반조건 계수값을 개발 초기에 0, 1, 2로 고정하여 학습하였는데도 IARS_NN의 결과값은 그 사이의 값을 보이고 있다. 그러므로, 신경망 모델 구성 초기에 단일 지반조건 계수를 기준으로 신경망을 분리하여 학습할 필요가 있다.

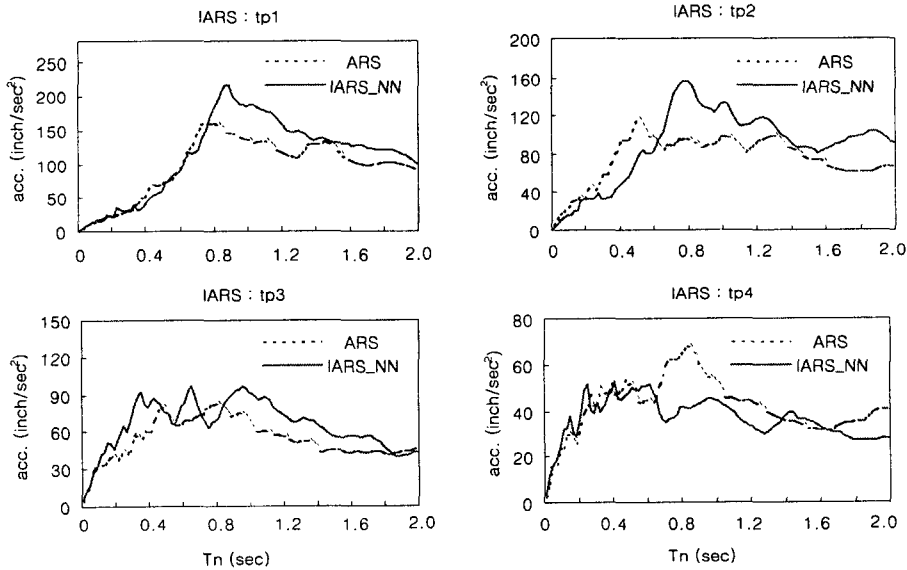


그림 3.6 IARS_NN의 테스트 결과

표 3.4 IARS_NN의 수치적인 테스트 결과

pattem	M (mag.)			SC			H (m)			R (m)		
	No.	IARS	IARS_NN	Error	IARS	IARS_NN	Error	IARS	IARS_NN	Error	IARS	IARS_NN
tp1	7.5	7.8829	-5.105	0.0	0.0282	-	22.0	22.1683	-0.765	45.0	40.3617	10.307
tp2	7.5	7.6691	-2.254	1.0	0.4765	52.347	22.0	8.0684	63.325	35.0	41.0001	-17.14
tp3	7.5	7.6294	-1.726	2.0	1.8083	9.585	8.0	8.9740	-12.18	45.0	44.9033	0.2158
tp4	6.5	6.6033	-1.589	0.0	1.1236	-	8.0	22.1005	-176.3	35.0	31.0496	11.287

Note: Error의 단위는 %임.

그림 3.6은 IARS_NN의 결과값을 다시 ARS_NN의 입력값으로 연산한 응답 스펙트럼을 나타낸 것으로, ARS와 비교한 결과 마찬가지로 tp2와 tp4가 다른 패턴에 비해서 비교적 많은 에러를 나타내고 있다

3.4 신경망을 이용한 설계 응답 스펙트럼 모델 (DS_NN)

일반적으로 설계 응답 스펙트럼 작성에 요구되는 최대 지반 속도(vmax)와 최대 지반 변위(dmax)는 최대 지반 가속도(amax)와 Newmark⁹⁾이 제안한 지반 운동 계수를 이용하여 계산한다. 그러나, 본 연구에서는 생성한 인공 지진파(지반 가속도) a(t)를 직접 적분하여 최대 지반 속도와 최대 지반 변위를 산정하였다. 최대 응답 스펙트럼(A, V, D)의 값은 실제 지진 기록의 통계적 연구를 바탕으로 Newmark⁹⁾이 제안한 표 3.5의 감쇠율에 따른 증폭 계수(amplification factor)를 사용하여 식(2)에 의해 계산하였다.

단, 전술한 모델과 동일하게 감쇠율은 5%로 하였다.

그림 3.7과 같이 Tc와 Td는 각각 주 스펙트럼 영역이 속도와 변위 영역으로 변환되는 시점이며, ad는 Td 지점의 지반 가속도를 의미한다. Tc, Td, ad의 값은 최대 응답 스펙트럼 A, V, D를 이용하여 유사(pseudo) 방법⁹⁾인 식(3)에 의해 계산하였다.

$$A = \alpha_A \times amax, \quad V = \alpha_V \times vmax, \quad D = \alpha_D \times dmax \quad (2)$$

$$\frac{A}{\omega_n} = V = \omega_n D \quad \text{or} \quad \frac{T_n}{2\pi} A = V = \frac{2\pi}{T_n} D \quad (3)$$

전술한 모델과 동일한 방법으로 표 3.6과 같이 학습패턴을 생성하고, 그림 3.8의 구조로, 최대 허용 에러는 다음과 같이 1.0e⁻³로 산정하여 학습을 수행 하였다.

$$E_{max} < \{ 0.5 \times (0.0248194)^2 \times 4 = 1.232e^{-3} \}$$

학습 완료 후에는 전술한 모델과 동일한 패턴으로 테스트 하였다. 수치적인 테스트 결과는 표 3.7과 같으며, 그림상으로 표현하면 그림 3.9와 같다. tp2를 제외한 테스트 패턴에서 약 20% 정도 또는 그 이상의 에러가 발생하고 있다. 이것은 응답 스펙트럼(RS_NN)의 경우와 마찬가지로 초기 입력으로 주어지는 백색파⁹⁾가 랜덤으로, 인공 지진파의 최대 지반 가속도(amax) 뿐만 아니라 최대 지반 속도 및 최대 지반 변위의 값도 약간의 차이를 보이기 때문이다. 그림 3.9의 tp1에서 동일한 초기 정보(M, SC, H, R)를 가지고 생성한 3개의 설계 응답 스펙트럼이 다른 것을 볼 수 있다. 또한, 4개의 출력 값을 비교하면 Td와 ad의 값이 amax와 Td 값에 비해서 상대적으로 에러가 크게 나타나고 있다. 이것은 Td와 ad의 계산 시 사용되는 vmax와 dmax의 값이 직접 적분하여 산정했기에 발생하는 문제이다.

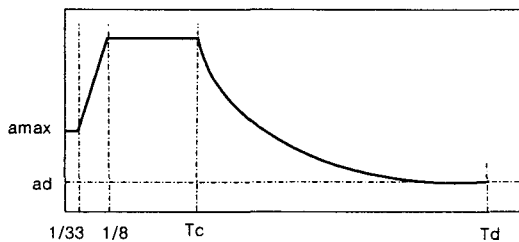


그림 3.7 DS_NN의 입력값

표 3.5 스펙트럼의 감쇠율에 따른 증폭 계수

ζ (%)	Median (50%)			One Sigma(84.1%)		
	α _A	α _V	α _D	α _A	α _V	α _D
1	3.21	2.31	1.82	4.38	3.38	2.73
2	1.74	2.03	1.63	3.66	2.92	2.42
5	2.12	1.65	1.59	2.71	2.30	2.01
10	1.64	1.37	1.20	1.99	1.84	1.69
20	1.17	1.08	1.01	1.26	1.37	1.38

Note: Newmark and Hall(1982)⁹⁾

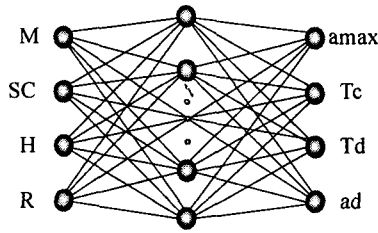


그림 3.8 DS_NN의 신경망구조

표 3.6 DS_NN의 학습 패턴

pattern No.	desired output value			
	amax(inch/sec ²)	Tc (sec)	Td (sec)	ad(inch/sec ²)
p1	36.144051	1.044376	4.998546	21.825313
p2	33.599449	1.303860	4.741157	26.660070
p3	8.733930	0.765154	5.771157	3.440215
~			...	
p25	22.249104	1.085081	8.559868	8.608081

표 3.7 DS_NN의 수치적인 테스트 결과

pattern No.	amax (inch/sec ²)			Tc (sec)			Td (sec)			ad (inch/sec ²)		
	DS	DS_NN	Error	DS	DS_NN	Error	DS	DS_NN	Error	DS	DS_NN	Error
tp1	41.907	40.697	2.888	1.5575	1.6221	-4.148	3.4834	3.9439	-13.22	56.439	45.188	19.935
tp2	37.054	37.954	-2.430	1.3598	1.3775	-1.303	3.6775	3.4052	7.404	37.131	35.078	5.5278
tp3	28.495	30.845	-8.247	1.0979	1.1793	-7.418	9.7669	16.608	-70.05	8.6802	6.7159	22.629
tp4	22.143	24.928	-12.58	0.9842	0.9889	-0.473	4.7085	5.9993	-27.41	12.520	15.116	-20.73

Note: Error의 단위는 %임.

tp2를 제외한 테스트 패턴에서 약 20% 정도 또는 그 이상의 에러가 발생하고 있다. 이것은 응답 스펙트럼(RS_NN)의 경우와 마찬가지로 초기 입력으로 주어지는 백색과⁹⁾가 랜덤하므로, 인공 지진파의 최대 지반 가속도(amax) 뿐만 아니라 최대 지반 속도 및 최대 지반 변위의 값도 약간의 차이를 보이기 때문이다. 그림 3.9의 tp1에서 동일한 초기 정보(M, SC, H, R)를 가지고 생성한 3개의 설계 응답 스펙트럼이 다른 것을 볼 수 있다. 또한, 4개의 출력 값을 비교하면 Td와 ad의 값이 amax와 Td 값에 비해서 상대적으로 에러가 크게 나타나고 있다. 이것은 Td와 ad의 계산 시 사용되는 vmax와 dmax의 값이 직접 적분하여 산정했기에 발생하는 문제이다.

이러한 문제들을 해결하기 위해서는 ARS_NN과 같이 평균 개념을 도입하여야 하며, 최대 지반 가속도, 속도 및 변위값을 a(t)로부터 직접 적분하기 보다는 평균한 최대 지반 가속도로부터 Newmark¹⁰⁾이 제안한 지반 운동 계수를 사용하여 최대 지반 속도와 변위를 산정할 필요가 있다.

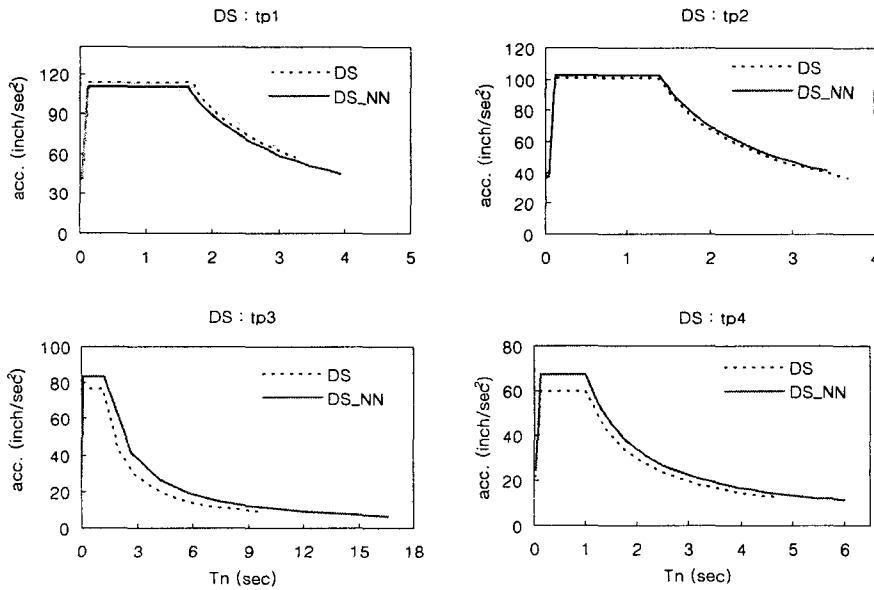


그림 3.9 DS_NN의 테스트 결과

이에 대한 연구로서 현재, 초기 정보로부터 평균화된 설계 응답 스펙트럼을 산정하는 신경망 모델(ADS_NN)과 설계 응답 스펙트럼에 해당하는 인공 지진파 생성을 위한 신경망 모델(IADS_NN)에 대한 개발이 진행중에 있다.

4. 결론

본 연구는 응답 스펙트럼과 이에 해당하는 인공 지진파를 생성하기 위한 신경망 모델(NNARS의 후반부)을 개발한 것으로, 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 전통적인 프로세스를 한 단계씩 신경망 모델로 代替하고, 시뮬레이션 결과를 분석 평가하여 유용한 신경망 모델을 개발하고자 하는 NNARS의 개발 개념은 본 문제에 대한 적용을 통하여 타당성이 검증되었으며 향후 다른 문제에도 적용할 수 있다.
2. 응답 스펙트럼에 평균화 개념을 도입한 ARS_NN이 RS_NN에 비하여 신경망을 이용하여 응답 스펙트럼을 생성하는 적절한 방법임이 검증되었다.
3. 신경망을 이용한 설계 응답 스펙트럼 모델인 DS_NN의 경우, 평균 개념을 도입하여야 하며, 최대 지반 가속도, 속도 및 변위값을 $a(t)$ 로부터 직접 적분하기 보다는 평균한 최대 지반 가속도로부터 Newmark⁹⁾이 제안한 지반 운동 계수를 사용하여 최대 지반 속도와 변위를 산정할 필요가 있다.
4. 응답 스펙트럼에 해당하는 인공 지진파를 생성하기 위한 신경망 모델인 IARS_NN은 학습 패턴의 수를 상당히 증가시키거나 지반 조건 계수를 기준으로 신경망을 분리하여 학습한다면, 비교적 유용한 모델로 개발될 수 있으며, 국내 기준의 설계 응답 스펙트럼에 해당하는 인공 지진파를 생성하는데 사용할 수 있다.
5. 기존에 개발한 신경망 근사 해석 모델 개발 단계²⁾ 중 최대 허용 에러 산정식을 본 문제에 적용하여 학습 後의 정확도를 확보할 수 있었으므로, 식에 대한 타당성이 再次 검증되었다.

감사의 글

본 연구는 한양대 초대형구조시스템연구센터와 건교부 국책 과제 지원에 의한 것으로서 이에 감사드립니다.

참고문헌

1. J. M. Jurada, *Introduction to Artificial Neural Systems*, West Pub. Com., 1992, pp. 163~250
2. 이승창, *신경망을 이용한 스테브 거더 시스템의 근사 해석 모델 개발*, 한양대학교 대학원 박사학위 논문, 1997
3. D. F. Eliopoulos, and Y. K. Wen, *Method of Seismic Reliability Evaluation for Moment Resisting Steel Frames*, Structural Research series No.562, Civil Eng., Urbana-cham., Illinois. 1991, pp. 5~34
4. C. H. Yeh, and Y. K. Wen, "Modeling of non-stationary ground motion and analysis of inelastic structural response," *Structural Safety*, 1990, pp. 281~298
5. M. D. Trifunac, and V. W. Lee, "Empirical Models for Scaling Fourier Amplitude Spectra of Strong Ground Acceleration in Terms of Earthquake Magnitude, Source to Station Distance, Site Intensity and Recording site Conditions," *Soil Dynamics and Earthquake Eng.*, Computational Mechanics Publications, Vol. 8, No. 3, 1989
6. Anil K. Chopra, *Dynamics of Structures*, Prentice-Hall, 1995, pp. 164~170
7. James L. Rogers, "Simulating Structural Analysis with Neural Network," *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol. 8, No. 2, 1994, pp. 252~265
8. R. W. Clough and J. Penzien, *Dynamics of Structures*, McGraw-Hill Book Com., 1993, pp. 598~611
9. N. M. Newmark and W. J. Hall, *Earthquake Spectra and Design*, Earthquake Engineering Research Institute, Berkeley, Calif., 1982, pp. 35~36