

Neural Network Analysis를 이용한 공동주택 바닥충격음의 라우드니스 예측

Predicting the subjective loudness of floor impact noise in apartment buildings using neural network analysis

유병철* · 진진용** · 조문재***

Byoung-Cheol You, Jin-Yong Jeon and Moon-Jae Cho

Key Words : Neural network analysis, Floor impact noise(바닥충격음), Subjective loudness(주관적 라우드니스), Psychoacoustic experiment(청감실험)

ABSTRACT

In this research, the relationship between physical measurements and subjective evaluations of floor impact noise in apartment building was quantified by applying the neural network analysis due to its complex and nonlinear characteristics. The neural network analysis was undertaken by setting up L-value, inverse A index, Zwicker parameters and ACF/IACF factors, as input data, which came from the measurements at real suites of apartment building having various sound insulations. The subjective responses from the psychoacoustic experiments were extracted as output data. Then, the reliability of the quantitative prediction for the subjective loudness was evaluated.

기호설명

- Lo : Loudness [sone]
- Sh : Sharpness [acum]
- FLS : Fluctuation Strength [vacil]
- To : Tonality [tu]
- Rou : Roughness [Asper]
- U.A : Unbiased Annoyance [au]

1. 서론

최근 공동주택 거주자들의 삶의 질에 대한 요구가 증대됨에 따라 사회적인 issue로 부각되고 있는 공동주택 바닥충격음의 제어기술은 물리적인 결과치의 개선 뿐 아니라

거주자들의 주관적인 감성 또한 충족시켜야 한다. 따라서 주관적인 감성 반응에 영향을 미치는 객관적 요소들을 연구하고 주관적인 만족도와 객관적 지표와의 상관관계 정립이 필요하다. 이를 해결하기 위해 여러 연구들이 진행되어 왔고, 방법론들이 제시되어 왔지만 거주자들의 감성 반응과 물리적 지표와의 관계가 복잡하고 비선형적이기 때문에 단순한 통계적 방법에 의해서는 관계정립이 어려운 실정이다. 이에 본 연구에서는 근래 여러 분야에서 적용되고 있는 Neural Network 분석방법을 통하여 공동주택 바닥충격음의 객관적 지표와 주관적 감성치와의 상관성을 분석하고 바닥충격음의 주관적 라우드니스를 예측하여 바닥충격음에 대한 주관적 감성치의 정량적 예측방법으로서의 Neural Network 분석의 유용성을 검증해 보고자 한다.

2. Neural Network Analysis의 개요

2.1 Neural Network의 개념

Neural network란 사람의 뇌가 작용하는 방법을 모방하여 입력된 input 데이터를 활용하여 최적의 연

* 한양대학교 대학원 건축공학과
E-mail : bycalive@empal.com
Tel : (02) 2230-1795, Fax : (02) 2291-1793

** 한양대학교 건축공학부

*** 한국표준과학연구원 음향진동그룹

결상태가 될 때까지 반복된 학습을 실시한 바탕위에 원하고자 하는 일반화된 결과를 예측하는 과정을 말한다. 입력된 여러 자료들이 서로 연관되어지면서 그룹별로 나누어지고 그 연결된 각 고리(그림1 참조)가 최적화되도록 가중치가 결정되며 이러한 과정이 반복되어진다. 이러한 neural network 분석방법은 주로 비선형적인 문제를 해결하는데 사용이 되며, 요즈음 활용범위가 다양해지고 있다. 그러나 neural network의 중요한 요소는 학습데이터가 충분해야 한다는 것이다. 예측하고자 하는 결과에 영향을 주는 데이터가 많이 확보될수록 neural network의 신뢰도는 증가될 수 있다.

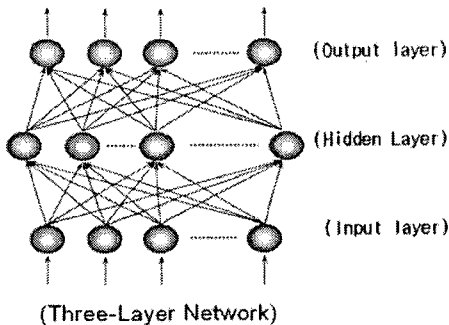


Figure 1. Diagram of Neural Network

2.2. Brain Maker

본 연구에서는 Neural network를 이용한 분석방법 중 상용 프로그램인 'Brain-Maker'를 이용하여 바닥충격음의 감성치를 예측하였다.(그림2 참조) 이 프로그램을 이용하여 분석하는 방법은 다음과 같은 단계를 거쳐 이루어진다. 우선 예측하고자하는 결과치에 영향을 미치는 Input 데이터를 선정한다. 이때 선정 데이터간의 상관성을 분석하고 결과치에 미칠 영향을 알아보아야 한다. 또한 다양한 범위의 자료를 확보하여야 높은 신뢰도와 유용성을 기대할 수 있다. Hidden layer란 에리를 위한 버퍼존(Buffer Zone)인 동시에 그룹핑을 위한 가상공간으로서 적절한 갯수가 설정되어야 한다.

$$\text{Hidden layer의 수} = (\text{Input 갯수} + \text{Output 개수}) / 2$$

또한 예측하고자 하는 결과치를 선정하여 Input 데이터와 함께 실행화일을 만든다. 이렇게 설정된 파일을 Neural network로 분석하게 되면 많은 실행 파일들이 생성되는데 그 다양한 실행화일을 Run이라하고 그 Run중 에러율이 가장 적은 Run을 선택하게 된다. 최종 선택된 네트워크 실행화일의 적용여부를 검증하

기 위해 다양한 데이터를 사용하여 정확성과 신뢰도를 평가한 후 최종적으로 예측 실행화일을 도출하게 된다. 단, 신뢰도 평가를 위해 사용되는 데이터들은 Neural Network 분석에 사용된 Input 데이터의 범위 내에 있어야 한다.

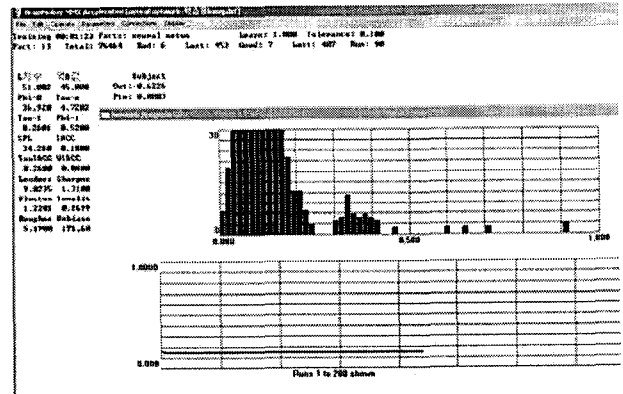


Figure 2. 'BrainMaker', Neural Network Program

3. Input data 와 Output data

3.1 바닥충격음의 청감평가

(1) 바닥충격음의 측정 및 녹음

바닥충격음에 대한 구조 부위 상하 차음성능을 파악하기 위해 서울 H아파트(철근콘크리트조) 40평형 상하 10개층 세대(16층 이상)를 대상으로 구조체 부위별 차음시공을 실시한 후에 직하 세대의 모든실에서 경량 및 중량 충격음을 측정하였다. 측정은 입주 직전 마감공사가 완료된 상태에서 실시하였으며, 주변 배경소음의 영향을 최소화하기 위하여 밤10시 이후에 측정하였다.

측정은 침실 4개소와 주방, 거실을 대상으로 중량 충격원인 뱅머신, 경량충격원인 태핑머신으로 가진하였으며, 청감실험을 위해서 수음실의 중앙점에서 더미헤드를 사용하여 녹음하였다.

측정주파수 대역은 KS A 2810(1/2), 2000에 의해 중량충격음은 63Hz~500Hz, 경량충격음은 125Hz~2000Hz 범위의 옥타브 밴드로 FA32, TRAIT32(01dB)를 사용하여 분석하였다.

(2) 바닥충격음 평가방법

바닥충격음을 측정하여 데이터의 주파수 대역별 평균값을 비교하였다. 이때 바닥충격음 차단성능과 영향요인을 단일척도로 평가하기 위하여 L등급과 역A값을 적용하였으며, 심리음향 요소의 평가를 위해 Zwicker에 의해 제안된 Loudness, Sharpness,

Fluctuation strength, Roughness, Tonality, Unbiased Annoyance 평가를 실시하였다.

(3) 청감평가-1

바닥충격음에 대한 주관적 청감반응을 조사하기 위하여 라우드니스 청감실험을 실시하였다. 더미헤드로 녹음한 바이노럴 음원을 피험자에게 Electrostatic 헤드폰 (Senhiser HD -630 & STAX 3030)을 이용하여 전달하였으며, 조용한 실험용 부스에서 실시되었다.

일대일 비교를 위한 기준음원은 기본구조를 가진 세대에서 측정된 음원을 기준으로 하였으며, 9개의 비교음원은 바닥충격음 저감을 위하여 각기 다른 구조를 가진 차음시공세대에서 녹음된 바닥충격음원을 실제음원의 현장레벨과 동일하게 제시하였다. 태핑머신, 뱅머신 음원에 대하여 각각 50쌍을(기준음원과 비교음원, 그림3참조) 피험자가 비교하였다. 청감실험은 미국 UCLA의 Kendall 교수가 개발한 MEDS (Musical Experiment Development System)를 이용하여 음원을 무작위로 제시하고 피험자의 반응을 컴퓨터에 기록하였다.

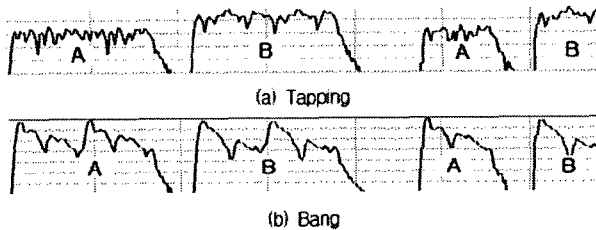


Figure 3. Structure of sounds for psychoacoustic experiment

라우드니스에 대한 피험자의 일대일 비교는 5점척도에 따라 반응하도록 하였다. 제시된 음원쌍에서 기준음원에 비하여 비교음원의 라우드니스가 아주 작다고 반응하면 +2, 작으면 +1, 차이가 없으면 0, 크면 -1, 아주 크면 -2로 데이터를 정리하였다.

(4) 청감평가-2

바닥충격음의 상·하한치를 설정하기 위한 본 청감실험은 한국표준과학연구원에 구축된 주거 환경 챔버에서 실시하였다.

청감실험에서 설정된 감성적 한계상황은 인간의 주관적인 평가를 바탕으로 생활소음에 대한 감성적 상·하한치를 설정하기 위한 것이며 공동주택에서 독서, 신문 읽기 상황과 같은 'Activity'에 대한 방해 정도를 기준으로 설정하였다. 피험자들에 대한 Annoyance 반응을 위한 상하한치 설정에 관한 구체적인 상황설명은 Table. 1과 같다.

Table 1 Questions for upper and lower annoyance

Upper limit ('unacceptable')	Lower limit ('acceptable')
at the point that it is impossible to continue any work by the noises produced from a living room or an office	at the point that the concentration start declining by the noises when reading a magazine or a newspaper in a living room or an office

청감실험에서 각각 16등급의 레벨차로 제작된 음원은 컴퓨터의 음원출력장치, 음원제시 장치와 주거 환경 챔버의 스피커를 통해 피험자에게 무작위로 제시되었다. 실험실시전 모든 피험자에게 상·하한치 설정 상황에 대하여 동일하게 설명하였으며 각 음원마다 상·하한치를 설정하기 위하여 음원레벨을 단계적으로 조정하여 제시하였다.

각 대상 음원별 하한치와 상한치 값을 40과 80이라는 숫자로 1차로 정하도록 한 후에 2차로 피험자의 주관적인 상하한치 값을 재평가를 하기 위해 staircase 방법을 사용하여 피험자의 반응을 조사하였으며, 반진(reverse)은 3~4회로 제한하여 최종적으로 피험자의 주관적인 상·하한치를 설정하였다. 청감실험 결과에 대한 비교 분석을 위하여 피험자에게 제시된 모든 음원을 청감실험이 종료된 후에 챔버내에서 다시 녹음하였다.

(5) 청감평가-3

현장에서 측정된 음원의 주관적 라우드니스 감성치를 상하한치 스케일에 매칭하기 위한 목적으로 중간치 실험과 ME(Magnitude Estimation) 청감실험을 실시하였다. 먼저 청감실험2에서 평가된 상하한치 음원을 들려준 뒤 평가될 음원을 들려주어 주관적 라우드니스 반응치를 설정하였다.

3.2 Input data와 Output data의 선정

위의 현장에서 측정된 중량 및 경량 바닥충격음의 음원으로부터 분석된 L지수와 역A값, Leq, 주파수 대역별 음압, Zwicker에 의해 제안된 Loudness, Sharpness, Fluctuation strength, Roughness, Tonality, Unbiased Annoyance, Loudness 10%, 전체 17개의 데이터를 input data로 선정하였다. 이 Input 데이터들은 60가지(10세대*6개실) 음원으로부터 분석되어진 것으로, 60가지중에서 47개를 input data로, 13개는 신뢰도 분석용으로 사용되었다. 신뢰도 분석에 사용된 13개의 데이터는 input 데이터의 각 요소들의 범위안에 있어야 하며, 각 요소들의 범위는 다음과 같다.

Table 2. Range of input data(Bang)

	Lo	Sh	FLS	To	Rou	U.A	L10	Leq	L지수	역A
최대	5.3	0.63	0.82	0.04	3.94	42.1	6.8	42.3	38.6	35
최소	21.7	1.76	1.61	1.3	5.78	565.6	35.4	56.8	57.4	52

Table 3. Range of input data(Tapping)

	Lo	Sh	FLS	To	Rou	U.A	L10	Leq	L지수	역A
최대	3.9	0.53	0.68	0	4.72	23.2	5.2	50.7	48.8	45
최소	97.7	1.45	1.46	0.79	6.40	3793.7	108.5	76.9	76.4	72

Table 4. Correlation matrix for inputs to the neural network analysis (Bang)

	Lo	Sh	FLS	To	Rou	U.A	Leq	L	역A	감성치
Lo	1									
Sh	0.04	1								
FLS	0.01	-0.3	1							
To	-0.1	-0.41	-0.1	1						
Rou	0.21	-0.45	0.22	0.18	1					
U.A	0.9	-0.18	0.18	0.06	0.33	1				
Leq	0.49	-0.04	0.09	-0.16	-0.16	0.41	1			
L지수	0.49	-0.11	0.15	-0.02	-0.14	0.48	0.91	1		
역A	0.43	-0.01	0.099	-0.17	-0.24	0.36	0.96	0.94	1	
감성치	0.71	0.07	0.104	-0.09	-0.05	0.62	0.55	0.55	0.52	1

Table 5. Correlation matrix for inputs to the neural network analysis (Tapping)

	Lo	Sh	FLS	To	Rou	U.A	Leq	L	역A	감성치
Lo	1									
Sh	0.24	1								
FLS	-0.04	0.1	1							
To	-0.3	0.12	0.01	1						
Rou	0.27	-0.18	-0.11	-0.42	1					
U.A	0.95	0.34	0.03	-0.24	-0.04	1				
Leq	0.67	0.01	0.14	-0.3	0.03	0.54	1			
L지수	0.65	-0.01	0.16	-0.31	0.04	0.53	0.98	1		
역A	0.67	-0.01	0.14	-0.31	0.02	0.55	0.99	0.99	1	
감성치	0.67	0.16	-0.09	-0.13	-0.04	0.53	0.65	0.59	0.62	1

상.하한치 실험과 중간치 실험 그리고 ME (Magnitude Estimation)법에 의해 얻어진 상하한치 스케일 감성치의 회귀식을 통해 청감실험1의 비교실험에서 얻어진 감성치와 매칭을 하여 최종 도출된 상.하한치 스케일의 감성치를 예측하고자 하는 Output data로 설정하였다.

4. 분석 방법 및 결과

위에서 선정된 input data 17개와 예측하고자 하는 상.하한치 부합여부를 나타내는 상.하한치 스케일의 감성 결과치, 계산식에 의해서 구해진 9개의 Hidden layer를 기본 데이터로 하고, BrainMaker를 사용하여 Neural network 분석을 실시하였으며, 얻어진 네트워크 실행파일의 신뢰도를 검증해 보았다. Tolerance 값은 0.2로, 실행파일인 Run수는 1000개로 하였으며, 그중에서 가장 어려움이 낮은 것들을 선정하여 신뢰도를 검증해 보았다. 신뢰도 검증에 사용된 데이터는 input 데이터에서 제외된 13개를 사용하였고, 그 데이터는 input 데이터의 범위안에 있다. 또한 각 input data군이 결과치에 미치는 영향을 알아보기 위해 입력데이터를 다양하게 변화시켜가며 실행하였다.

4.1 중량충격음

중량충격음인 bang의 경우 전체 input 데이터를 사용하여 분석했을 때 어려움이 낮은 실행파일인 Run524, Run328, Run283정도로 나타났는데, 그 중에서 Run524 실행파일의 가장 신뢰도가 높은 것으로 분석되었다.(R²=0.8708, 그림 4)

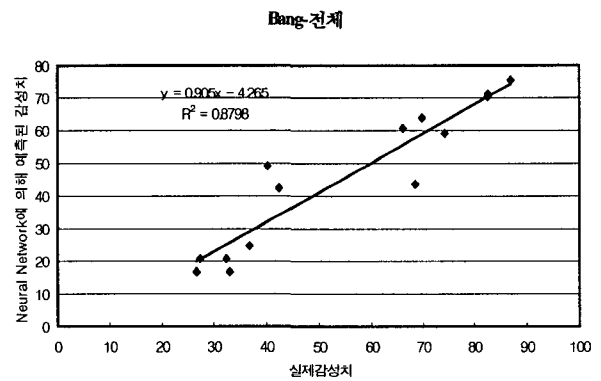


Figure 4. 실제감성치와 Neural network에 의해 예측된 감성치와의 상관성 분석(Bang)

Zwicker 파라메타에 의한 결과치(output data)에의 영향을 알아보기 위해 Input 데이터중 Zwicker파라메타에 해당하는 Loudness, Sharpness, Fluctuation strength, Roughness, Tonality, Unbiased Annoyance, Loudness 10%만을 input 데이터로 설정하고 Hidden layer의 개수는 4개로 설정하여Neural network 분석을 실시하였다. 여기에서는 Run698과 Run702, Run 699 실행파일에서 어려움이 적게 나타났는데, 이중에서 Run 698 실행파일의 가장 높은 신뢰도를 보였다.(R²=0.8401, 그림 5)

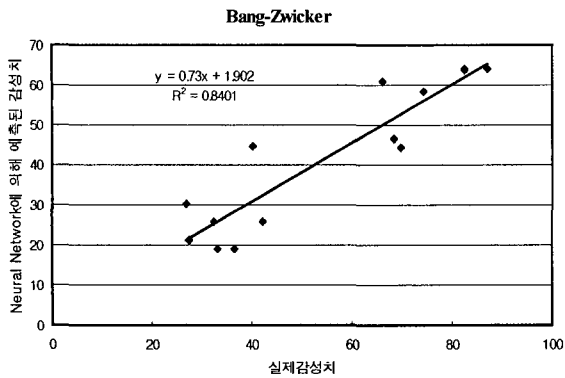


Figure 5. 실제감성치와 Neural network에 의해 예측된 감성치와의 상관성 분석(Bang)

통계적으로 분석된 input data 요소들간의 상관관계가 neural network에서는 어떤 영향을 미치는지 알아보기 위하여 결과치와의 상관관계가 낮은 input 데이터 요소를 제외하고 분석을 실시하여 보았다. Hidden layer의 개수는 7개로 설정하였고, 실행화일중 Run92 파일의 신뢰도가 높게 평가되어 졌다.($R^2=0.9311$, 그림 6) 이는 전체 input data와 Zwicker 파라메타를 데이터로 분석했을 때 보다 높은 신뢰도를 나타내는 것으로 보아 Neural network 분석 방법이 여러 주요 인자들에 의해 영향을 받음으로 개선할 여지가 있는 유용한 예측 방법론이라 할 수 있겠다.

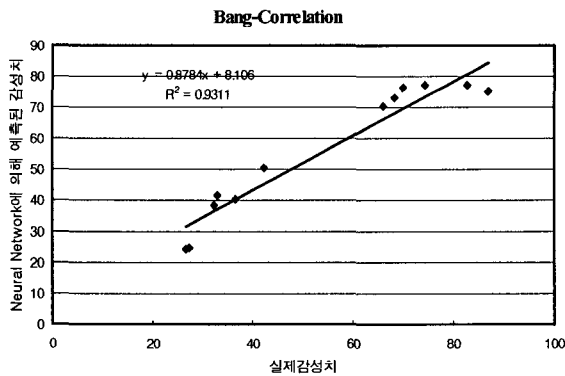


Figure 6. 실제감성치와 Neural network에 의해 예측된 감성치와의 상관성 분석(Bang)

4.2 경량충격음

경량충격음인 Tapping의 경우는 전체 input 데이터를 사용하여 분석하였을 때 Run142, Run172가 에러율이 낮은 실행화일로 분석되었고, Run172 실행화일이 중량충격음의 경우보다 다소 높은 신뢰도를 보였

다.($R^2=0.9102$) 또한 Zwicker파라메타만을 input 데이터로 설정한 경우에도 매우 높은 신뢰도($R^2=0.936$)를 보이고 있다.(그림 7)

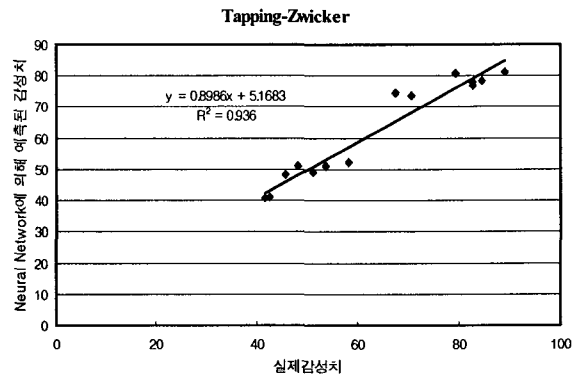
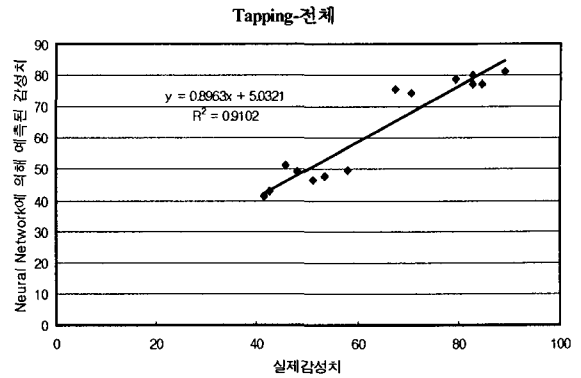


Figure 7. 실제감성치와 Neural network에 의해 예측된 감성치와의 상관성 분석(Tapping)

경량충격음에서도 분석에 사용된 모든 요소들의 상관관계에서 결과치와의 상관관계가 낮은 요소(Sharpness, Fluctuation strength, Roughness, Tonality)들을 제외할 경우의 Neural network 분석을 실시하였다. Hidden layer의 갯수는 7개로 설정하였는데, Run510, 509, 506 실행화일이 에러율 낮은 파일로 선택되어졌고, 그중에서 R^2 값이 0.9574로 신뢰도가 매우 높게 평가된 Run509가 선택되어졌다.(그림 8) 이처럼 Input data 선정시 상관관계 분석을 통하여 결과치와의 상관관계가 높은 요소들을 도출해 input 데이터로 활용한다면 좀더 신뢰성있는 Neural network의 결과를 기대할 수 있을 것이다.

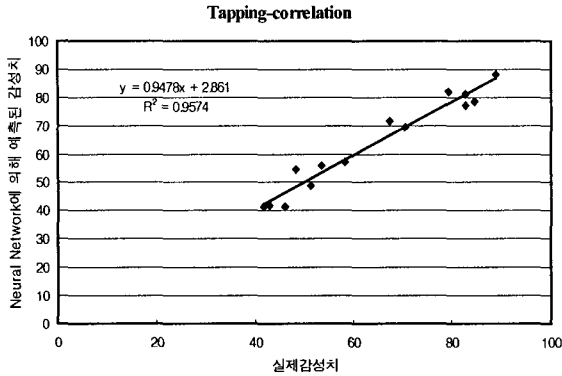


Figure 8. 실제감성치와 Neural network에 의해 예측된 감성치와의 상관성 분석(Tapping)

5. 결론 및 고찰

본 논문에서는 바닥충격음에 의한 거주자의 주관적 라우드니스 반응을 예측하기 위한 수단으로 Neural network 분석을 시도하였다. 또한 이 방법에 있어서의 신뢰도를 확보해 보고자 하였다.

(1) 현재 측정용 부차어 어어지 으외 으로부터 부서되 으 러 요소들과 주관적 라우드니스 감성치와의 상관성을 분석한 결과 중량, 경량충격음에서 동일하게 Loudness와 Unbiased Annoyance 그리고 L지수, 역A값이 다소 높은 상관관계를 보였다.

(2) 바닥충격음을 분석하는데 중요한 요소로 사용되고 있는 17개의 Input data를 가지고 주관적 라우드니스의 예측을 시도한 결과 neural network의 신뢰도가 높게 평가되었다. 중량충격음의 경우 전체 input data와 Zwicker 파라메타를 사용했을 때 각각 R²값이 0.87, 0.84로 높은 신뢰도를 나타내었다. 경량충격음의 경우 또한 각각 0.91, 0.93으로 매우 높은 신뢰도를 나타냈다.

(3) 통계적으로 분석된 input data들과 주관적 라우드니스 감성치와의 상관관계에 따라 input data 중 낮은 상관관계를 가지고 있는 요소들을 제외하고 분석한 결과 신뢰도 측면에서 개선되는 것을 볼 수 있었다(중량,경량 각각 R² 0.9311, 0.9574).

이 연구는 과거의 경험들을 토대로 새로운 것들을 예측하는 방법으로서 사용되고 있는 Neural Network의 1차적 적용이다. 특히 사람의 감성등을 예측하는데 Neural Network를 통한 분석을 시도하는데 이는 감성의 패턴이 극히 주관적이고 객관적 지표와의 관계성 또한 비선형적이기 때문이다. 많은 한계점을 갖고 있음에도 Neural Network 분석의 가능성을 제시할 수 있는 이유가 이런 장점 때문일 것이다. 본 연구에서도 여러 한계점을 갖고 있

는 것은 사실이다. 우선 사용된 프로그램이 상용프로그램이기 때문에 다른 프로그램과의 호환성이 낮고 예측되는 결과치로 선정된 주관적 감성치를 완벽하게 설명해 줄 수 있는 input data가 부족하다는 것이다. 이 연구에서 제시된 input data 외에 사람의 감성치에 영향을 주는 수많은 요소들이 있고 그러한 부분에 대한 차후의 보완이 필요하다. 더 많은 input data를 수집하고 상관관계 분석을 통하여 유용한 data들을 확보한다면 neural network 분석을 통한 바닥충격음의 주관적 라우드니스 예측의 신뢰도와 유용성이 증대될 것이다.

더 나아가 주관적 감성치에 대한 반응이 등급으로 설정된다면 Neural network 방법론을 통하여 얻어진 결과치를 적절한 등급에 적용함으로써 바닥충격음의 소음레벨의 수준을 평가하고 상용될 수 있는 예측 툴로서도 개발될 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- (1) Fergus R Fricke. 등, 1999, 'A Neural network analysis of concert hall acoustics', Acoustica.
- (2) Berglund, B 등, 1983, "Master scaling of environmental loudness"
- (3) Fergus R Fricke. 등, 1995, "Predicting the acoustics of concert halls using an artificial neural network", Acoustics Australia, vol. 23 No.3 pp.87-95
- (4) 전진용, 정정호, 2001, "표준음원에 대한 Annoyance 평가 및 차음등급 설정에 관한 연구", 대한건축학회 논문집, 17권 7호, pp.179-185.
- (5) 전진용, 2001, "생활소음의 감성적 평가에 관한 연구" 한국소음진동공학회지 제11권 제 3호, pp. 443-448.
- (6) Dixon, W. J. and Mood, A. M., 1969, "A method for obtaining and analyzing sensitivity data," J. Am. Stat. Ass. 43, pp. 109-126.
- (7) Levitt, H., 1971, "Testing for Sequential Dependences," J. Acoust. Soc. Am. 43, pp. 65-69.
- (8) 전진용 외, 2000. '바닥충격음의 주관적 평가 및 생활감과의 대응', 대한건축학회 학술발표대회 논문집, 20권 2호, pp.793-796