

5채널 마이크로폰 시스템을 활용한 공간감 지표 예측의 타당성에 관한 연구

A Study on the Validity of the Prediction of Binaural Parameters by 5 Channel Microphone System

정 혁*, 장 재 회**, 오 양 기***, 정 대 업*
(Hyok Jeong*, Jae-Hee Jang**, Yang-Ki Oh***, Dae-Up Jeong*)

*전북대학교 건축도시공학부, ** SK건설 연구소, *** 목포대학교 건축조경토목공학부
(접수일자: 2004년 7월 23일; 수정일자: 2005년 1월 14일; 채택일자: 2005년 1월 19일)

음악연주공간의 음향계획에 있어서 적절한 공간감의 확보는 매우 중요한 설계요소가 되었으며, 측면음에너지비율 (LEF)이나 IACC 등의 공간감 지표를 활용한 평가는 음향성능 평가의 필수적인 요소 중의 하나가 되었다. 그러나 이 지표값들을 얻기 위해서는 모노채널 무지향성 마이크를 이용한 측정과 함께, 양지향성 마이크 (figure of eight microphone)나 토르소 시뮬레이터 (head and torso simulator)를 통한 측정을 별도로 수행하여야 하는 번거로움이 있다. 본 연구는 공간상의 일정한 좌표를 차지하도록 설계된 5채널 마이크로폰 시스템을 이용하여 공간감 지표들을 예측해낼 수 있는지 확인하고자 하는 것이다. 이를 위해 신경망 (neural network)의 학습된 예측능력을 활용하였으며, 신경망의 훈련을 위해서는 많은 데이터가 필요하므로 현장에서의 측정보다는 다양한 가상공간에 대한 컴퓨터 시뮬레이션 (CATT-Acoustic V.7.2)의 결과를 활용하였다. 다양한 상황의 가상공간에서 계산된 공간감 지표와 같은 가상공간에서 5채널 마이크로폰을 통해 얻어진 공간음향 정보의 신경망 분석 결과, 계산값과 예측값 사이에 매우 높은 상관관계 (correlation)가 있음이 밝혀졌다. 이 결과에 따르면 양지향성 마이크나 토르소 시뮬레이터 등 복잡한 측정장치 대신 5채널 마이크로폰 시스템을 사용하여 공간감 지표를 예측하는 것이 가능하다.

핵심용어: 공간감, IACC, LEF, 신경망 분석, 초기 반사음, 음향 시뮬레이션, 5채널 마이크로폰

투고분야: 건축음향 분야 (7.1)

Providing adequate amount of spatial impression (or spaciousness) has been known to be one of the most important design considerations for the good acoustics of rooms for music, and the measurement of room acoustics using parameters, such as LEF and IACC, forms an essential part of such evaluation. However, it is unavoidable to use different transducers (figure of eight microphones, head and torso) for the measurement of each parameter, and it tends to make the measurement procedure complicated. The present work tried to provide a simpler way to measure these binaural room acoustic parameters including monaural ones with a single measurement system using both spatial information collected through a 5-channel microphone and a trained neural network. A computer simulation program, CATT-Acoustic V7.2, which allowed us to obtain exactly the same spatial information as a 5-channel microphone was used, since it requires quite a large amount of data for practical training of a neural network. Since each reflection has different energy, delay and direction, energy should be integrated properly, the concept of ray tracing method was applied inversely in this work. Also applying weightings according to the delay times was considered in this work. Finally, predicted results were compared with the measured data and their correlations were analyzed and discussed.

Keywords: Neural networks, Reflections, Acoustical simulation program, Spatial information, 5-Channel microphone

ASK subject classification: Architectural Acoustics (7.1)

I. 서론

음악의 공간감에 관한 지표는 잔향감이나 명료도 등의 평가 지표와 더불어 매우 중요한 음향설계 요소이다. 현재까지 널리 사용되고 있는 공간감의 평가지표로 측면 에너지비 (LEF, lateral energy fraction), 두 귀간 상관계수 (IACC, interaural cross correlation coefficient) 등이 있다. 이들 공간감 평가지표들은 실제 공간에서 얻을 수 있는 반사음들의 에너지, 도달시간, 그리고 방향성 등에 관한 개별적 정보의 영향을 충분히 반영하지 못하는 한계에도 불구하고 널리 사용되고 있다. 측면 에너지비는 양방향성 마이크로폰 (figure of eight)과 무방향성 마이크로폰을 이용하여 측정되며, IACC는 터미헤드 (head and torso simulator)를 이용하여 측정하는 방법이 사용된다. 그러나 이 측정은 현장에서의 측정과정에서 잦은 마이크로폰의 교체와 이동성 등에서 많은 번거로움을 야기한다.

본 연구는 공간상에 일정한 좌표를 갖고 배열된 5채널 마이크로폰 시스템이 개별적인 초기반사음의 시간, 공간, 에너지에 관한 정보를 정확하게 추출해낼 수 있다는 연구의 결과로부터 출발하였다[1]. 5채널 마이크로폰 시스템을 이용하여 얻게 되는 공간음향정보를 신경망과의 조합을 통하여 분석함으로써 일반적인 모노채널 평가지표 (monaural parameters) 및 바이노럴 평가지표 (binaural parameters)의 측정에 활용될 수 있다는 사실을 밝히고자 하는 것이 본 연구의 목적이다.

이를 위하여 본 연구에서는 음신 추적법의 개념을 역으로 적용하여 신경망 (neural network)에 입력된 공간 정보를 가공하는 방법과 지연시간 차에 따른 영향을 신경망에 인식시키기 위해 지연시간에 따라 가중치를 적용하는 방법을 적용하였으며, 최종적으로 얻어진 신경망에 의한 예측결과의 적용성을 분석평가하였으며 신경망의 최적화방안에 대해서 논하였다. 신경망의 효율적인 예측력제고를 위해서는 양질의 방대한 데이터를 필요로 한다. 그러나 현장에서의 측정을 통하여 이와 같은 방대한 데이터를 확보하는 데에는 실질적인 어려움이 있다. 따라서 본 연구에서는 실험적으로 이와 동일한 특성의 데이터를 얻을 수 있는 음향 시뮬레이션 프로그램 중 하나인 CATT-Acoustic V.7.2를 사용하여 다양한 패턴의 공간정보를 확보하여 이를 신경망의 훈련데이터로 활용하였다.

II. 공간감 평가지표와 다채널 마이크로폰 시스템

2.1. 공간감 평가지표

2.1.1. 측면 에너지 비 (LEF, lateral energy fraction)

측면 에너지 비는 모든 방향에서 도달하는 에너지에 대한 측면으로부터 도달하는 반사음 에너지의 비로서 정의된다. 측면 에너지 비는 공간감을 평가하는 대표적인 평가지표 중의 하나로써 특히 음에 휩싸이는 느낌 (listener envelopment)과 높은 상관관계를 지니는 것으로 알려져 있다[2].

$$LEF = \frac{\int_{5ms}^{80ms} h_{fig8}^2(t) |\cos^2 \theta| dt}{\int_{0ms}^{80ms} h_{omni}^2(t) dt} \quad (1)$$

여기서,

$h_{fig8}(t)$: impulse response measured by a figure of eight microphone

$h_{omni}(t)$: impulse response measured by an omnidirectional microphone

θ : lateral angle

2.1.2. IACC (Interaural Crosscorrelation Coefficient)

청취자의 좌우측 귀에서의 충격응답을 얻은 후 충격응답간의 상관함수 (IACF)를 구하고, 제한된 시간범위 내에서 얻어지는 절대값들 중 최대값을 상관계수 (IACC)로 정의한다. 측면 에너지 비와 더불어 대표적으로 사용되는 공간감 평가지표로서 IACC는 ASW (apparent source width) 및 주관적인 확산감 (subjective diffusion)등과 상관관계가 있는 것으로 알려지고 있다[3].

$$IACC_{\tau} = \max \left(\left| \frac{\int_{t_1}^{t_2} P_L(t) \cdot P_R(t+\tau) dt}{\left(\int_{t_1}^{t_2} P_L^2 dt \cdot \int_{t_1}^{t_2} P_R^2 dt \right)^{0.5}} \right| \right) \quad (2)$$

for $-1 < \tau < 1$

여기서, τ : time difference between ears,

P_L : sound pressure at left ear

P_R : sound pressure at right ear

2.2. 다채널 마이크로폰 시스템

지금까지 실내음향의 공간적인 효과를 예측하고 평가

하기 위한 방법으로 LEF (Lateral Energy Fraction)와 IACC (Inter Aural Cross Correlation)가 주로 사용되어 오고 있으나 각각 양지향성 마이크로폰으로 측정된 초기 음에너지의 수평방향 비율이나 청취자의 귀 위치에서 더미-헤드 (Head and Torso Simulator)로 측정된 양쪽 채널 시그널의 최대 상호상관성이라는 단순한 차원의 파라미터로서, 실내공간의 음향특성을 설명하는 데 충분치 못하다. 이와 같은 인식에 기초하여 기존의 2채널 방식에 의한 공간음향정보의 취득에서 보다 발전한 다채널에 의한 공간정보의 취득을 목표로한 연구들[4,5]이 진행되어 왔다.

다채널 마이크로폰을 이용한 공간음향 측정 기법은 직접음과 연이어 도달하는 개별 반사음들의 도달방향 성분을 계측하기 위한 것이다. 공간적으로 일정한 패턴과 이격거리를 갖고 배열된 마이크로폰에 연쇄적으로 입사되어오는 신호음을 분석함으로써, 입사음의 순서와 충격음 파형의 유사성, 여기에 대응하는 마이크로폰의 공간적인 위치 등의 자료로부터 직접음과 반사음 각각의 공간적인 도달방향을 알아낼 수 있다. 여기에 5채널 마이크로폰 어레이상의 중심에 위치하는 마이크로폰으로부터 각 개별 반사음들의 에너지량과 지연시간을 구하면, 직접음과 초기반사음 각각의 도달방향에너지량지연시간차의 다양한 정보를 알아낼 수 있다. 5채널 마이크로폰은 각 변의 길이가 10cm인 정사면체의 각 꼭짓점에 해당하는 지점과 무게중심 지점에 1/4인치 랜덤마이크로폰 (random micro-phone)을 설치하여 이미지음원의 위치를 정확히 계산해 낼 수 있도록 한 것이다. (그림 1) 본 연구에서 사용된 5채널 마이크로폰은, 개선된 peak-detecting algorithm과, 4점 마이크로폰의 경우 놓칠 수 있는 반사음들을 검출해 내는 부가적인 알고리즘을 추가함으로써, 기존의 4점 마이크로폰에 비해서 초기반사음의 주요피크들을 찾아내는데 훨씬 효과적인 것으로 밝혀진 바 있다[1]. 표 1은 5채널 마이크로폰을 이

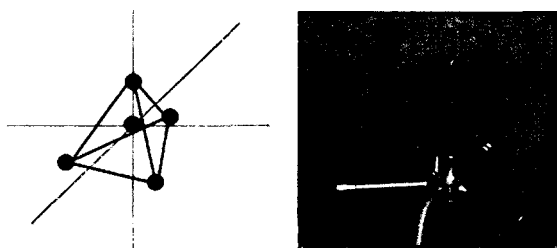


그림 1. 5채널 마이크로폰
Fig. 1. Five channel microphone.

표 1. 5채널 마이크로폰에 의해 획득 가능한 공간음향정보

Table 1. Spatial acoustic information obtained by five point microphones.

반사음선	방향벡터			가상음원의 거리 d (m)	상대적 에너지비율
	X	Y	Z		
1	-0.093	0.969	-0.228	3.57	1.0000
2	-0.087	0.901	-0.425	3.83	0.5034
3	0	0.884	-0.469	4.05	1.4045
4	0.163	0.940	0.299	4.33	3.8804
5	0	0.844	0.537	4.97	6.0850
6	-0.354	0.117	0.928	5.45	4.7246
7	-0.402	-0.232	0.886	6.02	2.0285
8	-0.243	-0.070	0.968	7.31	1.5158
9	0	0.546	0.837	7.63	0.7036
10	0.053	0.546	0.836	8.30	0.4158

용하여 얻을 수 있는 반사음의 공간정보를 나타낸 것이다.

III. 공간정보의 추출 및 가공

3.1. 공간정보의 추출

5채널 마이크로폰을 통해 얻게 되는 3차원 공간정보는 각 반사음의 방향성, 에너지, 지연시간 등으로 구성된다. (표 1 참조) 높은 예측력을 갖는 최적화된 신경망의 구성을 위해서는 양질의 많은 훈련데이터가 필수적이다. 그러나 현장에서 측정에 의해 얻을 수 있는 공간정보는 데이터의 확보에 많은 시간이 소요되며, 다양한 경우에 대한 충분한 데이터의 확보에 어려움이 있다. 본 연구에서는 가상공간을 통하여 다양한 음향적 상황을 연출하고 그에 따른 정보를 얻을 수 있도록 하기 위하여 시뮬레이션 프로그램인 CATT-Acoustic V7.2를 이용하였다.

표 2 및 그림 2는 본 연구에서 활용한 대상공간의 건축제원 및 3차원 모델을 나타낸 것으로서, 본 연구에서는 실내표면의 부위별 흡음율과 측벽반사판의 형태 조절을 통하여 객석내 각 수음점에서 각기 다른 반사음의 패턴을 확보할 수 있도록 10개의 서로 다른 가상공간을 구성하였으며, 시뮬레이션을 통해 총 210 개의 수음점에서 반사음의 정보와 더불어 해당 지점의 LEF, IACC값을 추출해 내었다 (표 3). 이렇게 추출된 정보에서 각 수음점 별로 80ms 이내에 입사되는 반사음이 선별되어졌다[6].

3.2. 공간정보의 가공

3차원 음향공간에서 직접음 도달이후 입사되는 반사

표 2. 본 연구에서 사용된 3차원 모델의 건축정보
Table 2. Architectural Information of the 3D model.

V(m ³)	L _x (m)	L _y (m)	L _z (m)	S(m ²)	V/S
6215	22.7	23.1	11.8	3074	2.02

음들은 각각 방향성, 지연시간 그리고 에너지의 세 가지 특성을 갖고 있다. 그림 4는 일정시간내에 도달하는 반사음들을 X-Y축, X-Z축, Y-Z축, 그리고 3차원 공간으로 나타낸 것이며 그림 5는 직접음 도달이후 일정 지연시간내에 도달하는 반사음들을 각각 시간영역별로 분리하여 나타낸 것이다. 그림에서 볼 수 있는 바와 같이 각 수음점 별로 직접음 도달 이후 80ms 이내에 도달하는 반사음의 개수가 달라 동일한 개수의 입력노드수를 요구하는 신경망에 적합한 형태로의 변환이 필요하다.

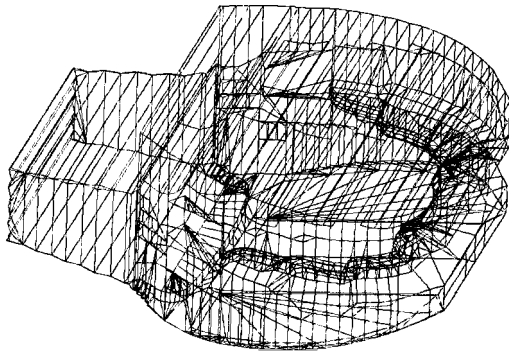
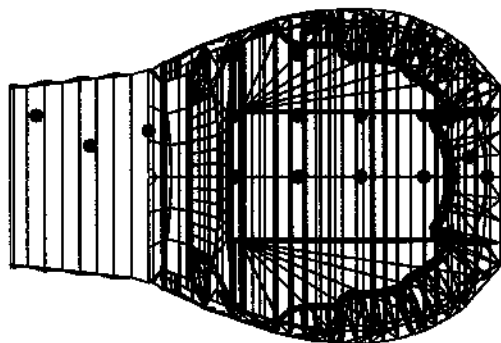
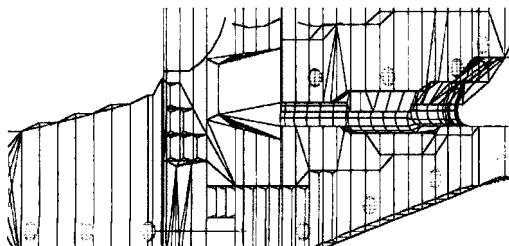


그림 2. 컴퓨터 시뮬레이션에 사용된 3차원 모델
Fig. 2. A 3-D model used for the computer simulation.



(a) ground plan



(b) cross section

그림 3. 3차원 모델내 평가대상지점들
Fig. 3. Listening positions in the hall.

표 3. 추출된 공간정보의 통계적 분석
Table 3. Statistics for spatial information taken by simulation.

contents	mean	standard deviations	min.	max.	ranges
number of reflections (80ms≤)	3171.5	887.18	989	4711	3722
LEF	33.21	12.17	7.1	53.1	46
IACC	0.465	0.15	0.2	0.83	0.63

본 연구에서는 입력노드조건을 동일하게 유지하고 적정화하기 위하여, 음향시뮬레이션의 기초이론이 되는 음선추적법에서 음원을 디자인하는 개념을 역으로 적용하여 공간정보를 가공하였다. 즉 수음점들을 중심으로 하는 구를 가정한 후 구의 표면을 수평각 30도, 수직각 30도 간격으로 72개의 면으로 분할하였다. (그림 6) 각 면에 입사하는 반사음의 음압을 각각 분할된 면별로 합산하였

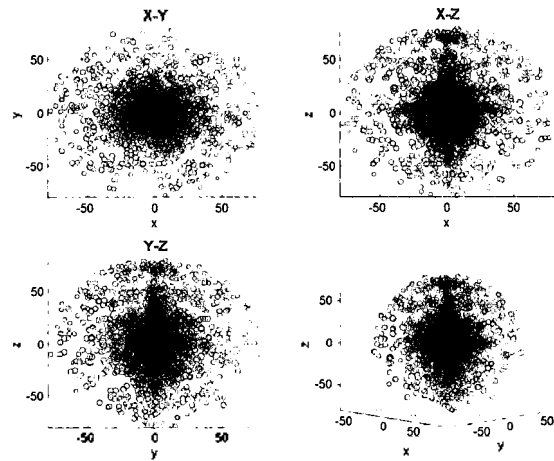


그림 4. 반사음들의 공간분포를 2차원 및 3차원 좌표축 상에 나타낸 예
Fig. 4. An example of 2-dimensional and 3-dimensional spatial distribution of reflections.

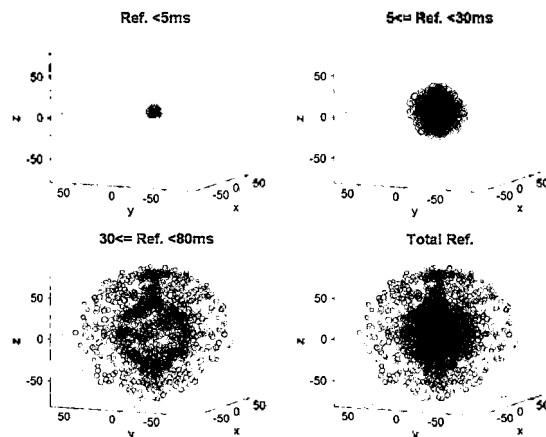


그림 5. 반사음들의 지연시간들을 3차원축 상에 나타낸 예
Fig. 5. An example of 3-dimensional spatial distribution of reflections for each delay times.

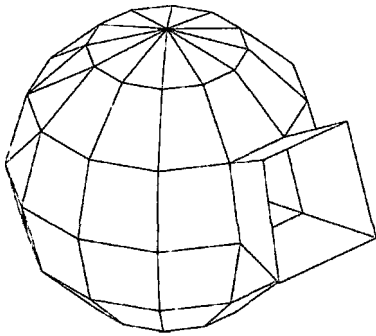


그림 6. 수음점을 둘러싼 구면을 수직 및 수평면 각 30도의 창으로 분할
Fig. 6. The sphere was splitted into small windows both horizontally and vertically in 30° steps.

으며 IACC와의 상관관계를 알아보기 위해 A특성 청감보정한 음압에 대해서도 계산하였다. 또한 지연시간에 따른 영향을 알아보기 위해서 0~5, 5~35, 35~80ms의 구간에 각각 다른 가중치를 적용하여 비교하였으며 구간설정은 하스[7]의 연구를 토대로 하였다.

IV. 공간감 지표 예측을 위한 신경망 구현

4.1. 신경망 분석

인간 두뇌는 수많은 뉴런 (neuron)들이 서로 거미줄처럼 연결되어 있는 신경망 (neural network) 구조를 이루고 있는데, 이와 같은 인간의 신경망 조직을 모델링한 것이 신경망 모델이며 일반적으로 뉴로 컴퓨팅, 신경 회로망, 인공신경망, 신경망 등의 용어가 혼용된다. 신경망 개념은 McCulloch와 Pitts (1943)에 의해서 제

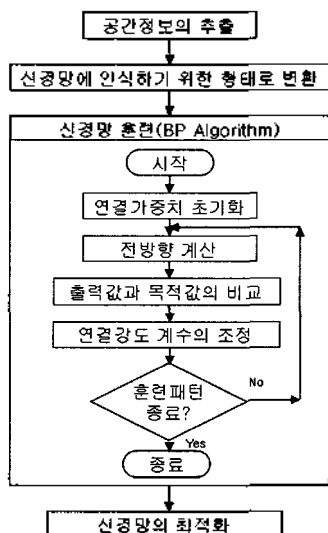


그림 7. 본 연구의 흐름도
Fig. 7. The procedure of present work.

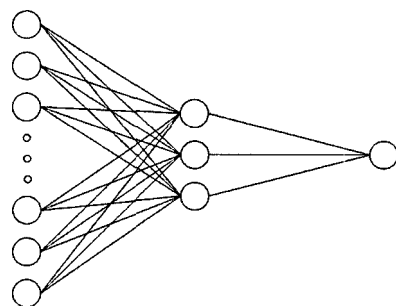
시되었고, McClelland와 Rumelhart (1986) 등의 연구로 인해 현재 가장 널리 사용되고 있는 역전파 신경망 모형 (back-propagation neural networks)에 대한 관심이 전 세계적으로 고조되었다. 신경망 기술의 가치는 불완전하고 잡음이 많은 입력의 해석뿐만 아니라 패턴인식, 학습, 분류, 일반화, 추상화 등을 위한 활용성에 있다. 현재 다양한 종류의 신경망 모델이 개발되고 있으나 여러 분야에 적용해서 이용하기 쉽고, 모형의 우수성이 인정된 역전파 모형으로 불리는 오류 역전파 학습 알고리즘 (BPA, back propagation algorithm)을 이용한 다층전파 신경망이 가장 널리 이용되고 있다[8,9]. 이와 같은 신경망 분석기법의 특성을 고려하여 본 연구에서는 제한된 시간 내에 얻을 수 있는 방대한 공간반사음의 정보들을 신경망분석기법에 적용하였다.

4.2. 신경망 구현의 개요

특정 문제를 풀기 위한 신경망훈련의 성패는 그 응용 분야에 적합한 신경망을 선택하거나 적절한 신경망을 구성하는 신경망 자체에 관한 조절뿐만 아니라 추출된 정보를 신경망에 입력하기 쉬운 형태로 변환하거나 본래 정보의 가감 없이 얼마나 충실히 인식 시키느냐 하는 신경망 입력 전 처리과정에 의해 좌우된다. 본 연구에서는 공간정보의 추출에서부터 신경망 훈련 및 검증에 이르기 까지 그림 7에 나타낸 과정을 통하여 최종예측신경망을 확보하였다.

4.3. 신경망의 구조 및 훈련조건

본 연구에서는 신경망을 구성하기 위해 GUI (graphic user interface) 방식으로 신경망을 손쉽게 구현 할 수 있는 NeuroSolutions 4를 사용하였으며, 신경망의 훈련에는 입력층, 은닉층, 출력층이 각각 1개씩 존재하는 다층전파 신경망 구조에 역전파 학습 알고리즘을 이용하였



입력층(72) 은닉층(2~3) 출력층(1)

그림 8. 훈련된 신경망의 구조
Fig. 8. The structure of the trained neural network.

다. 총 210개의 수음점에서 얻은 공간정보는 훈련에 140개 (60%), 훈련도중의 수렴성 여부를 판단하기 위한 검증용으로 42개 (20%), 그리고 훈련된 신경망의 예측수준을 판단하기 위한 시험용으로 42개 (20%)가 각각 사용되었다. 각 자료 당 입력층의 노드는 72개로 전술한 방법에 의해 가공된 데이터를 사용하였으며 출력층에는 목표값으로 LEF, IACC값이 입력되어졌다. 그림 8은 본 연구에서 훈련된 신경망의 구조를 나타낸다.

신경망의 학습속도와 예측력은 학습자료의 구성방식 외에 신경망의 초기연결강도, 학습반복횟수, 학습률, 모멘텀계수, 활성화함수 형태, 은닉층수, 은닉층 노드수 등에 의해서 결정된다. 학습률 (learning rate)은 신경망의 구조 및 응용 목적에 따라서 다르므로 신경망의 학습에 적합한 학습률이 얼마인지를 규정할 수는 없지만 일반적으로 0.001~10 사이의 값이 사용되며 본 연구에서는 0.1을 사용하였다. 급격하고 좁은 오차 최소점에 수렴하지 못하는 상황이 발생할 수 있다. 반면 학습률이 너무 작으면 오차 최소점에 수렴은 하지만 각 학습단계에서의 연결강도 변화량이 아주 미세하여 전체 학습시간이 매우 길어지는 현상이 나타난다. 모멘텀 (momentum)은 이러한 문제를 해결하기 위해서 학습 단계에서 연결강도를 변화시킬 때 이전 학습단계의 연결강도 변화량을 보조적으로 활용하는 방법으로 학습시간을 단축시켜주는 역할을 한다. 활성화함수는 유니트의 입력과 연결강도의 가중합을 0과 1 (단극성) 또는 1과 1사이 (양극성)의 새로운 값으로 출력해 주는 함수이며 일반적으로 양극성함수가 보다 빠르게 학습이 된다고 알려져 있다. 은닉층수와 은닉층의 노드수는 신경망 훈련자가 주관적으로 결정하며 특수한 경우를 제외하면 은닉층수 12개로 대부분이 훈련가능하다고 알려져 있다. 본 연구에서는 노드수가 3개인 은닉층을 기반으로 훈련하였으며 오차제곱의 평균치가 이상적인 방향으로 수렴된 후에 신경망의 최적화를 시도하였다. 본 연구에서 사용된 신경망의 훈련조건은 다음 표4와 같다.

표 4. 본 연구에서 사용된 신경망의 훈련조건
Table 4. Training conditions of the neural network used in the present work.

학습 계수	활성화 함수	초기 연결강도	은닉층	은닉층 노드수	학습반복 횟수
0.1	양극성 시그모이드	난수발생 (-0.5~0.5)	1	2~3	1000

V. 결과의 분석

5.1. 신경망 훈련의 적절성 평가

잘 훈련된 신경망은 이미 학습한 자료를 단순히 기억하는 능력 (memorization)이 높을 뿐 아니라 경험하지 못한 새로운 데이터에 대한 일반화 능력 (generalization)이 뛰어나다. 본 연구에서는 추출된 공간정보데이터 중 20%인 42개의 테스트용 데이터를 이용하여 훈련이 끝난 후의 신경망의 예측율을 평가하였다. 그림 9에서 보여지는 바와 같이 제곱오차를 나타내는 학습곡선이 이상적으로 수렴하여 신경망이 적절히 훈련되었음을 알 수 있다. 신경망의 훈련시 반복횟수는 1000번으로 제한하였으나 대략 500번째에서 제곱 오차값이 유의한 수준으로 수렴하였다.

5.2. 시뮬레이션의 계산값과 신경망에 의한 예측값의 상관관계 분석

신경망에 입력되기 전 처리과정에서 A 특성으로 청감보정한 경우와 그렇지 않은 경우, 지연시간차를 고려한 경우와 그렇지 않은 경우의 네가지 경우로 나누어 평가하였다. 그림 10~13 및 표 5는 각각 42개의 테스트용 데이터의 시뮬레이션에 의한 계산값과 신경망에 의한 예측값의 상관관계를 나타낸 것이다. LEF인 경우는 R2값이 0.9이상, IACC인 경우는 0.8이상의 높은 상관관계를 보였다. 이렇게 상관관계가 높게 나타나는 것은 본 연구 시뮬레이션에서 적용된 5채널 마이크로폰의 공간정보가 3차원 공간을 정확하게 담아내고 있으며 그 정보가 신경망에 적절한 방법으로 인식되어진 결과라고 말할 수 있다. 또한 LEF 예측율이 IACC보다 높은 이유는 LEF의 계산방법이 두귀의 임펄스응답을 비교하는 IACC와는 달리 방향성 정보를 통해 얻어진 것이기 때문이라 판단된다. 또한 비교되어진 네 가지 경우를 살펴보면 A 특성

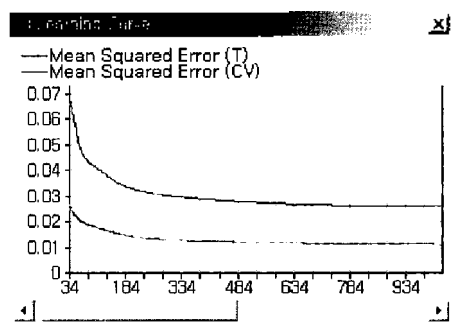


그림 9. 신경망의 학습곡선
Fig. 9. Learning curve.

청감보정을 한 음압보다 하지 않은 쪽이 보다 더 높은 상관관계를 갖는 것으로 분석되었다. 이는 기존의 공간감 지표들의 에너지 계산과정에서 청감보정을 적용하고 있지 않기 때문인 것으로 판단된다. 또한 자연시간의 개념이 적용되기 전과 후의 예측율의 변화가 크지 않고, 이미 90% 이상의 예측율을 보인 것으로 보아 기존의 공간감 지표인 LEF, IACC는 방향성, 에너지만으로도 어느 정도는 설명이 가능하다고 말할 수 있으며 본 연구는 지연시간 개념의 적용에 대한 가능성을 보여준다.

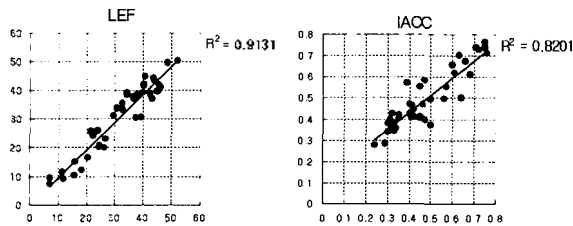


그림 10. 계산값과 예측값 사이의 상관관계 (A 특성 청감보정을 한 경우)
Fig. 10. Correlations between the calculated and the predicted when A-weighting is applied (dB(A)).

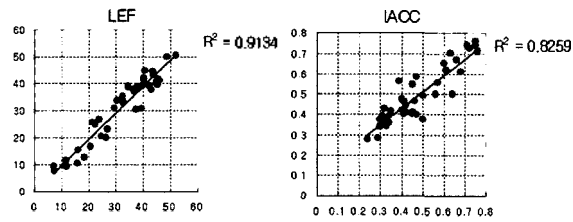


그림 11. 계산값과 예측값 사이의 상관관계(A 특성 청감보정을 하지 않은 경우)
Fig. 11. Correlations between the calculated and the predicted when A-weighting is not applied (dB).

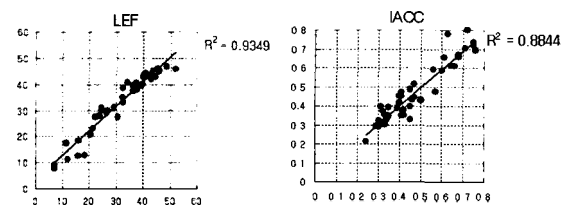


그림 12. 계산값과 예측값 사이의 상관관계 (A 특성 및 지연시간에 따른 가중치를 적용한 경우)
Fig. 12. Correlations between the calculated and the predicted when the reflections were weighted according to their delay times and frequency characteristics (dB(A)*W).

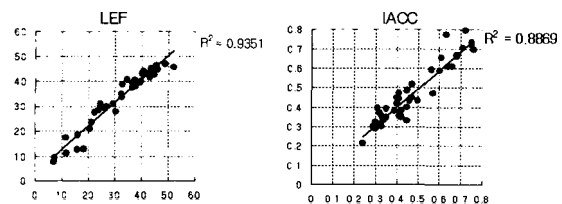


그림 13. 계산값과 예측값 사이의 상관관계(지연시간에 따른 가중치가 적용된 경우)
Fig. 13. Correlations between the calculated and the predicted when the reflections were weighted according to their delay times (dB*W).

표 5. 각기 다른 가중치가 적용된 조건하에서의 계산값과 예측값 사이의 상관관계

Table 5. Correlation coefficients (r^2) between the measured and the predicted using different weightings.

	LEF	IACC
dB(A)	0.9132	0.8201
dB	0.9134	0.8259
dB(A)*W	0.9349	0.8844
dB*W	0.9351	0.8869

VI. 결론 및 향후 과제

본 연구는 5채널 마이크로폰 시스템을 통하여 얻을 수 있는 3차원 공간음향정보를 활용하여 LEF나 IACC와 같은 공간감 지표를 예측할 수 있는지 확인하고자 하였다. 여타의 음향 변수가 조절된 상태에서 다양한 초기반사음 패턴을 구하여야 하므로, 실제 공간에서의 측정을 대신하여 컴퓨터상의 가상공간에서 기존 공간감 지표를 계산하고 동일 가상공간에서 5채널 마이크로폰을 통해 얻어지는 공간음향 정보의 신경망 예측값과 비교하였다. 결과에서 보여지는 바와 같이 훈련된 신경망의 예측값은 기존의 공간감 지표와 대해 90%이상의 높은 상관정도를 나타냈다. 따라서 5채널 마이크로폰 시스템에서 측정된 3차원 음향정보는 양방향성마이크로폰이나 토르소 시뮬레이터 등 복잡한 측정시스템을 대신할 수 있는 대안으로 활용할 수 있다.

그러나 지연시간 개념의 적용에 있어서 보다 효율적인 방법이 요구되며 신경망의 성능을 향상시키기 위해 신경망구조의 연결가중치 획득에 있어서 유전자알고리즘의 적용 등과 같은 보다 세밀한 접근이 시도될 필요가 있다. 가상공간을 이용하여 그 타당성을 확인한 본 연구의 결과를 바탕으로 향후 연구에서는 5채널 마이크로폰 시스템을 이용한 실측 데이터와 실제의 청감실험에 의한 주관적 반응을 비교하는 보다 실증적인 연구가 뒤따라야 할 것으로 판단된다.

참고 문헌

1. Choi, C.M. Kim, L. Doo, S., Oh, Y., Lee, H., Sung, K., "A 5-channel microphone system for detecting 3-dimensional acoustic image sources," ASA Meetings at Chicago, 2001.
2. Jordan, V.L., "A group of objective acoustical criteria for concert halls," Applied Acoustics 14, 253-266, 1981.

3. Blauert, Jens, *Spatial Hearing*. The MIT Press, 1999.
4. Yamazaki, Y. & Ito, T., "Measurement of spatial information in sound field by closely located 4-point microphone method", *J. Acoust. Soc. Jpn. (E)*, 10 (2), 101-110, 1989.
5. Sekiguchi, K., Kimura, S. & Hanyuu, T., "Analysis of Sound Field on Spatial Information Using a Four-Channel Microphone System Based on Regular Tetrahedron Peak Point Method", *Applied Acoustics* 37, 305-323, 1992.
6. Barron, M., and Marchall, A. H., "Spatial impression due to early lateral reflections in concert halls." *J. Sound Vib.* 77, 211-232, 1981.
7. Haas, H., "The influence of a single echo on the audibility of speech," *J.Audio Eng.Soc.*, 20 (2), 146-159, 1972.
8. 오창석, *뉴로 컴퓨터*. 지성, 1996.
9. Fausett, Laurene, *Fundamentals of Neural Networks*. Prentice Hall, 1994.

저자 약력

• 정 혁 (Hyok Jeong)



2002년 : 전북대학교 건축공학과 (B.S.)
 2003년 3월현재, 전북대학교 건축공학과대학원 석사과정
 ※ 주관심분야: 건축음향, 소음 및 진동, 심리음향

• 장 재 회 (Jae-Hee Jang)



1990년, 서울시립대학교 건축공학과 (B.S.)
 1992년, 1997년: 연세대학교 건축공학과 (M.S, Ph.D.)
 1997년 9월현재, (주) SK건설 연구소
 ※ 주관심분야: 소음 및 진동, 건축음향

• 오 양 기 (Yang-Ki Oh)



1984년, 1986년, 1990년: 서울대학교 건축공학과
 (B.S., M.S., Ph.D.)
 1991년 3월현재, 목포대학교 건축조경토목공학부 교수
 ※ 주관심분야: 건축음향, 소음 및 진동

• 정 대 업 (Dae-Up Jeong)



1987년, 1989년: 연세대학교 건축공학과 (B.S., M.S.)
 1998년: The University of Sydney, Faculty of Architecture, Ph.D.
 2000년 9월현재, 전북대학교 건축도시공학부 조교수
 ※ 주관심분야: 건축음향, 소음 및 진동, 심리음향