

평면파 입사시 회절현상을 이용한 회절현상의 역모델링

나희승* · J.C. PATRAT**
(1999년 5월 26일 접수)

The Inverse Modeling of Diffraction Phenomena under Plane Wave Incidence using Neural Network

Hee Seung Na and J.C. PATRAT

Key Words : Diffraction Phenomena(회절현상), Inverse Modeling of Diffraction Phenomena(회절현상의 역모델링), Neural Networks(신경회로망), Multilayer Perceptron(다층 퍼셉트론)

Abstract

Diffraction systematically causes error in acoustic measurements. Most probes are designed to reduce this phenomenon. On the contrary, this paper proposes a spherical probe allowing acoustic intensity measurements in three dimensions to be made, which creates a diffracted field that is well-defined, thanks to analytic solution of diffraction phenomena. Six microphones are distributed on the surface of the sphere along three rectangular axes. Its measurement technique is not based on finite difference approximation, as is the case for the 1D probe but on the analytic solution of diffraction phenomena. In fact, the success of sound source identification depends on the inverse models used to estimate inverse diffraction phenomena, which has nonlinear properties. In this paper, we propose the concept of nonlinear inverse diffraction modeling using a neural network and the idea of 3 dimensional sound source identification with better performances. A number of computer simulations are carried out in order to demonstrate the diffraction phenomena under various angles. Simulations for the inverse modeling of diffraction phenomena have been successfully conducted in showing the superiority of the neural network.

기호설명

θ : 평면파의 입사각
 k : 파수
 $\Delta\phi_{12}$: 두 마이크로폰 사이의 위상차
 P_i : 평면파의 음압
 P_d : 회절파의 음압
 P_t : 총 음압
 G : 이득계수
 W : 연결 가중치
 μ : 학습률
 E : 오차함수

1. 서론

소음원 규명은 음향학적 제반문제들을 해결하기 위한 전제조건으로써 소음 차단이나 전달경로 변경등을 통한 저감대책의 선결조건이다. 실험으로 소음원의 위치 및 주파수별 공간상의 특성을 파악하는 방법으로는 소음계, 음향 인텐시티 탐촉자(acoustic intensity probe), 마이크로폰 어레이(microphon array) 등을 이용한 방법이 있다.⁽¹⁻³⁾ 이러한 소음규명 방법론들은 각각 이론의 근간이 다르고, 특성 또한 구별되어지므로 응용분야도 각각 다를 수 있다. 이러한 소음규명은 음향학적인 이론에 근거하여 소음의 전파 특성인 전달함수(transfer function)를 구하고, 이에 기초한 역 전달함수(inverse transfer function)를 찾아낸후 실험상에서 구한 음압 데이터와 역전달함수를 이용하여 소

* 회원, 한국철도기술연구원
 E-mail : hsna@krri.re.kr
 TEL : (0343)384-6684 (135) FAX : (0343)382-3318

** Univ. of Poitiers, France

음원을 규명하는 것이다.

본 논문에서는 여러 소음규명론에서 간과하기 쉬운 회절현상(diffraction phenomena)에 대해 알아보고, 이러한 회절현상을 이용하여 소음원을 규명하는 방법론을 제시하고자 한다. 음의 회절은 장애물 뒤쪽으로 음이 전파하는 현상이며, 파장과 장애물의 크기에 따라 다양한 현상을 나타낸다.⁽⁴⁾ 대부분의 소음계측에서는 계측장비의 회절현상에 의해 측정오차가 발생하며, 마이크로폰은 이러한 현상을 최소화하도록 설계하고 있다. 특히 회절현상은 장애물, 탐촉자의 형상이 복잡할수록 해석이 어렵기 때문에 회절현상을 감소시키는 설계가 매우 중요하다. 예를 들어 2D, 3D 인텐시티 탐촉자의 경우, 이러한 회절현상은 입사파의 각도와 주파수에 따라 측정음압의 크기, 위상차를 변화시키며, 특히 위상차의 오차는 소음원의 위치를 규명하는데 오차를 유발할 수 있다. 마이크로폰은 물리적 특성상 저주파한계를 가지고 있다. 인텐시티 프롭은 입사파의 방향을 탐지할 수 있는 대표적인 방법이나 유한차분(finite difference)에 기초하기 때문에 프롭의 간격에 따라 고주파한계를 갖고 있다. 즉 회절현상이 작아도 고주파수 한계성을 갖고 있다. 그러나 본 논문에서 제시한 방법은 이론해를 갖는 회절현상을 이용하기 때문에 유한차분에 의한 고주파한계를 고려할 필요가 없다.

본 연구의 목적은 구표면에서의 회절 현상을 하나의 전달함수로 보고, 이를 바탕으로 역전달함수인 회절현상의 역모델(inverse model)을 수치적으로 모델링하는데 있다. 회절현상은 저주파수에서 선형적인 특성을 나타내는 반면 고주파수로 갈수록 비선형성이 증가하므로 이를 모델링하기 위해서는 비선형 기법이 적용되어야 한다. 주파수범위를 분할하여 각 범위에 대해 선형화를 수행할 수 있으나, 이는 계산량이 많고 역해를 구할 때 시간이 많이 소요되는 단점이 있다. 그러나 신경회로망은 수렴성, 입력데이터의 배열, 학습시간과 신경회로망 자체의 파라미터를 선정하는데 시행착오가 발생하는 반면 학습후에는 적은 계수로 비선형성을 모델링할 수 있기 때문에 계산시간감소와 같은 장점이 있다. 회절현상을 역모델링하기 위하여 선형과 비선형을 동시에 모델링할 수 있는 신경회로망(neural network) 기법을 이용하고, 이를 이용한 효율적인 학습구조를 제안한다. 신경회로망은 신경계의 특이한 구조와 기능을 보다 과학적으로 연구하고, 그 결과로 상호연결된 뉴런에 의해 임의의 M 입력 차원 공간을 N 차원 공간으로 매핑하는 수학적 모델이다. 신경회로망은 인간 두뇌의

정보처리 구조 및 과정을 반영하고 있을뿐만 아니라 그 특성도 잘 반영하고 있다. 가장 큰 특징은 병렬 분산처리(parallel processing), 학습(learning), 폴트 톨러런트(fault tolerant) 등인데, 이는 기존의 폰 노이만형 컴퓨터에서 구현하기 힘든 기능들이다.^(5,6)

신경회로망을 이용한 회절현상의 역모델링을 시뮬레이션하고 이 방법의 효율성을 검증해 본다.

2. 평면파 입사시 원형구에서의 회절현상

본 연구에서는 원형구에서의 회절현상(diffraction phenomena)이 이론적으로 단순하다는데 착안하여, 원형구 표면에 6 개의 마이크로 폰을 설치한 3D 구형 프롭을 제시한다. Fig. 1 은 x, y, z 축에 각각 2 개의 마이크로 폰을 설치한 3D 구형 프롭 모델이다.

3D 구형 프롭을 이용한 소음원 탐지방법을 간단히 정리하면 다음과 같다.

1) 음향학에 기초하여 원형구에서의 회절현상을 이론적으로 유도한다. Fig. 2 는 회절현상을 전달함수로 나타낸 블록선도이다. 이 경우 입력은 소음원의 입사각도 η 와 주파수 α 이며 출력은 두 마이크로폰 사이의 위상차 $\Delta\phi_{12}$ 이다. 여기서 $\eta = \cos\theta$, $\alpha = ka$ 이며, θ 는 평면파의 입사각, k 는 파수(wave number), a 는 원형구의 반경이다.

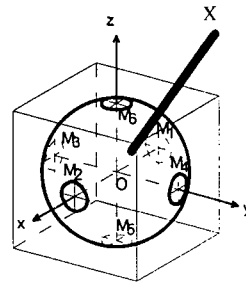


Fig. 1 3 dimensional spherical prob

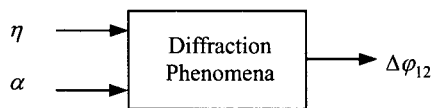


Fig. 2 Block diagram of diffraction problem

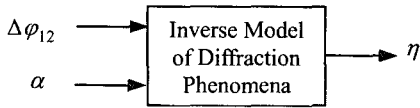


Fig. 3 Block diagram of inverse diffraction problem

2) 이론에 근거한 회절 현상으로부터 수치적 방법을 이용하여 회절현상을 역모델링(inverse modeling)한다. Fig. 3은 회절현상의 역모델을 역전달 함수로 나타낸 블럭선도이다. 이 경우 입력은 두 마이크로폰 사이의 위상차 $\Delta\phi_{12}$ 와 소음원의 주파수 α 이며 출력은 소음원의 입사각도 η 이다.

3) 소음원 탐지 실험에서 3D 구형 프롭을 이용하여 x, y, z 축에 대한 상호 스펙트럼(cross spectrum)을 측정한다. 상호 스펙트럼으로부터 마이크로폰 사이의 위상차를 구한다.

4) 2)에서 구한 역회절 모델과 3)에서 측정한 위상차로부터 소음원의 입사각도를 계산하여 소음원의 위치를 규명한다.

참고로 본 논문은 1)과 2)과정에 대해 연구한 결과이며, 이를 향후 3)과 4)에 적용할 예정이다.

다음은 평면파가 입사할 경우 원형구에서의 회절현상을 이론적으로 유도한다.^(4,7) 원형구의 모든 점 M 과 시간 t 에 전체음압 $p_t(M,t)$ 와 전체속도 $\vec{u}_t(M,t)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} p_t(M,t) &= p_i(M,t) + p_d(M,t) \\ \vec{u}_t(M,t) &= \vec{u}_i(M,t) + \vec{u}_d(M,t) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 i 는 입사파의 물리량을 나타내며, d 는 회절파의 물리량을 나타낸다. 원형구가 강체라는 가정하에 강체표면 M_0 에서의 경계조건은 다음과 같다.

$$\vec{u}_i(M_0,t)\vec{n} = -\vec{u}_d(M_0,t)\vec{n} \quad (2)$$

원형구에서 방사되는 회절파의 Helmholtz 식은 다음과 같다.

$$\Delta p_d(M,t) + k^2 p_d(M,t) = 0 \quad (3)$$

Fig. 4 는 구좌표를 나타내며, $0 \leq \theta \leq \pi$, $0 \leq \varphi < 2\pi$, $r = \|\vec{OM}\|$ 이다. 대칭성에 의해 다음과 같이 간략화할 수 있다.

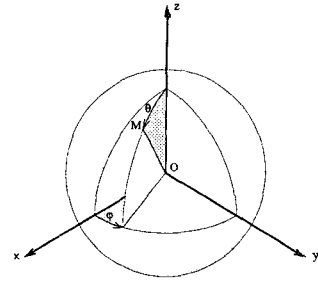


Fig. 4 Spherical coordinate

$$\Delta = \frac{1}{r^2} \frac{\partial}{\partial r} \left(r^2 \frac{\partial}{\partial r} \right) + \frac{1}{r^2 \sin \theta} \frac{\partial}{\partial \theta} \left(\sin \theta \frac{\partial}{\partial \theta} \right) \quad (4)$$

회절파는 변수분리에 의해 반경향 R(r)과 각도 항 P(θ)으로 다음과 같이 분리된다.

$$p_d(M,t) = R(r)P(\theta)e^{-i\omega t} \quad (5)$$

따라서 식 (3)은 다음과 같이 유도된다. (C는 상수)

$$\begin{aligned} \frac{1}{R(r)} \frac{\partial}{\partial r} \left[r^2 \frac{\partial R(r)}{\partial r} \right] + k^2 r^2 \\ = \frac{-1}{P(\theta) \sin \theta} \frac{\partial}{\partial \theta} \left[\sin \theta \frac{\partial P(\theta)}{\partial \theta} \right] \end{aligned} \quad (6)$$

$$\frac{1}{R(r)} \frac{\partial}{\partial r} \left[r^2 \frac{\partial R(r)}{\partial r} \right] + k^2 r^2 = C \quad (7)$$

$$\frac{-1}{P(\theta) \sin \theta} \frac{\partial}{\partial \theta} \left[\sin \theta \frac{\partial P(\theta)}{\partial \theta} \right] = C \quad (8)$$

회절파의 음압은 Helmholtz 식으로부터 Hankel 함수 h_m 과 Legendre 함수 P_m 을 이용하여 다음과 같이 유도할 수 있다.

$$P_d(M,t) = \sum_{m=0}^{\infty} A_m P_m(\eta) h_m(kr) e^{-i\omega t} \quad (9)$$

여기서 $\eta = \cos \theta$ 이다.

그림 5 와 같이 평면파가 입사각 θ 로 입사할 경우 입사파의 음압은 다음과 같다.

$$P_i(M,t) = P_0 e^{-i(kr \cos \theta + \omega t)} \quad (10)$$

여기서 P_0 는 입사음압의 진폭이다.

이 경우 원형구 표면에서의 경계조건은 다음과 같다.

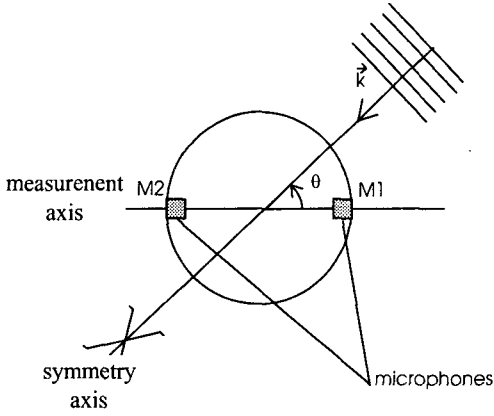


Fig. 5 Plane wave model

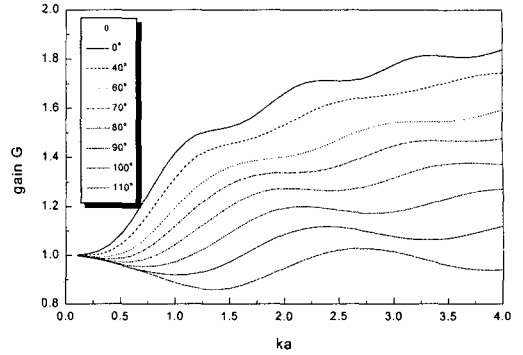


Fig. 6 Gain Factor G

$$\frac{\partial P_i(M_0, t)}{\partial r} = - \frac{\partial P_d(M_0, t)}{\partial r} \quad (11)$$

평면파가 입사할 경우 경계조건에 의한 회절파의 음압은 다음과 같다.

$$P_d(M_0, t) = - \sum_{m=0}^{\infty} \frac{P_0 (2m+1) i^m P_m(-\eta) j_m(ka)}{h_m(ka)} h_m(ka) e^{-i\omega t} \quad (12)$$

여기서 j_m 은 Bessel 함수이고, $\|OM_0\| = a$ (a 는 원형구의 반경)이다. 따라서 원형구 표면에서의 전체음압 $p_i(M_0, t)$ 은 다음과 같다.

$$p_i(M_0, t) = \frac{P_0}{(ka)^2} \sum_{m=0}^{\infty} \frac{(2m+1) i^{m+1} P_m(-\eta)}{h_m(ka)} e^{-i\omega t} \quad (13)$$

원형구의 음압 회절효과를 알기 위하여 다음과 같이 이득 G 계수를 정의한다.

$$G = \frac{|p_i(M_0, t)|}{|p_i(M_0, t)|} \quad (14)$$

마이크로 폰 M_1 과 M_2 사이의 위상차 $\Delta\phi_{12}$ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\Delta\phi_{12} = ARG[P(M_2, t)] - ARG[P(M_1, t)] \quad (15)$$

Fig. 6 은 평면파의 입사각이 $0^\circ \sim 110^\circ$ 사이일 때 주파수에 대한 이득 G 계수를 나타낸 것이다. 여기서 구형프롭의 반경 a 는 0.015m 이다. 고주파로

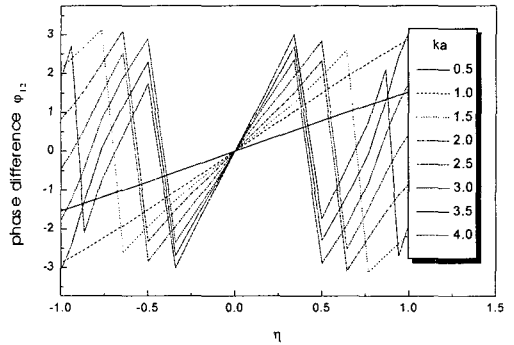


Fig. 7 Phase difference $\Delta\phi_{12}$ of two microphones

갈수록 회절효과가 크다는 것을 알 수 있다. Fig. 7 은 평면파의 입사각과 주파수에 대한 마이크로 폰 M_1 과 M_2 사이의 위상차 $\Delta\phi_{12}$ 를 나타낸 것이다. 저주파대역에서는 선형성을 보이나 고주파로 갈수록 비선형특성을 갖고 있다.

다음은 이론에 근거한 회절 현상으로부터 수치적 방법을 이용하여 역회절현상을 모델링한다. 입사각을 알 경우 Fig. 2 와 같이 이론적인 회절현상으로부터 두 마이크로폰의 위상차를 구할 수 있었다. 이를 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\Delta\phi_{12} = f(ka, \cos \theta) \quad (16)$$

즉 두 마이크로폰의 위상차 $\Delta\phi_{12}$ 는 ka 와 입사각 θ 의 함수임을 알 수 있다. 역으로 두 마이크로폰의 위상차를 알 경우 수치적방법에 의해 음파의 입사각을 구할 수 있을 것이다. 즉 Fig. 3 과 같이 역전달함수인 역회절현상을 모델링하면, 두 마이크로폰의 위상차를 측정하여 음파의 입사각을 탐지할 수 있다.

3. 신경회로망(neural network)

$$\cos \theta = F^{-1}(ka, \Delta\phi_{12}) \quad (17)$$

여기서 입사각 θ 는 ka 와 두 마이크로폰의 위상차 $\Delta\phi_{12}$ 의 함수임을 알 수 있다.

소음원 탐지시 원형구 표면에서의 회절효과를 알기위해 입사각을 계산하면 다음과 같다. 먼저 회절효과를 무시할 경우 평면파에 의한 두 마이크로폰의 위상차는 식 (15)에 의해 다음과 같은 선형 식을 구할 수 있다.

$$\Delta\phi = f(ka, \cos \theta) = 2ka \cos \theta \quad (18)$$

따라서 식 (18)로부터 입사각 θ 를 구하면 다음과 같다.

$$\cos \theta = F^{-1}(ka, \Delta\phi_{12}) = \frac{\Delta\phi_{12}}{2ka} \quad (19)$$

위와 같이 선형식일 경우 간단히 역전달함수식 식 (19)와 같이 구할 수 있다.

다음은 회절효과를 고려할 경우 평면파에 의한 두 마이크로폰의 위상차를 알아본다. 이 경우 식 (15)는 비선형식이기 때문에 낮은 파수 범위 $ka \ll 1$ 에서의 선형화하면 다음과 같다.

$$\Delta\phi_{12} = f(ka, \cos \theta) = 3ka \cos \theta \quad (20)$$

마찬가지로 식 (20)으로부터 입사각 θ 를 구하면 다음과 같다.

$$\cos \theta = F^{-1}(ka, \Delta\phi_{12}) = \frac{\Delta\phi_{12}}{3ka} \quad (21)$$

낮은 파수범위에서 역전달함수인 회절현상의 역모델을 식 (21)과 같이 간단히 구할 수 있다. 식 (19)와 식 (21)을 비교해보면, 회절현상이 존재할 경우 입사각이 0.167 가량의 오차를 보인다. 따라서 회절효과를 고려해야만 정확한 소음원의 위치를 탐지할 수 있다. 특히 높은 파수의 경우, 회절효과는 비선형성이 존재하므로 위와 같이 역모델을 간단히 구할 수 없다. 다음은 선형뿐만 아니라 비선형영역에서도 회절현상을 역모델링할 수 있는 신경회로망기법에 대해 설명하겠다.

신경회로망은 신경계의 특이한 구조와 기능을 보다 과학적으로 연구하고, 그 결과로 상호연결된 뉴우론에 의해 임의의 M 입력 차원 공간을 N 차원 공간으로 매핑하는 수학적 모델이다. 신경회로망은 인간 두뇌의 정보처리 구조 및 과정을 반영하고 있을뿐만 아니라 그 특성도 잘 반영하고 있다. 가장 큰 특징은 병렬 분산처리(parallel processing), 학습(learning), 폴트 톨러런트(fault tolerant) 등인데, 이는 기존의 폰 노이만형 컴퓨터에서 구현하기 힘든 기능들이다.^(5,6)

최근 신경회로망에 대한 연구가 활발해 지면서 현재까지 약 100 여 가지 이상의 신경회로망 모델들이 연구되고 있다. 대표적으로 홉필드신경망(hopfield net), 다층 퍼셉트론(multilayer perceptron), self-organizing map 등이 있다. 이들 모두는 유니트들이 연결가중치를 통해 많은 다른 유니트들과 연결되어 있다는 점에서 공통이지만 다음의 세가지 점에서 구분된다. 첫째 그들이 사용하는 학습규칙이 다르고, 둘째 그들을 구성하는 연결형태(topology)가 다양하며, 셋째 그들간의 연결 가중치(connection weight)들이 다르다. 그러므로 사용자는 각 응용분야와 해결하고자하는 문제에 잘 적용될 수 있는 모형을 선별하여 사용하여야 한다.

많은 분야에서 적용하고 있는 학습 모델 중의 하나가 "다층 퍼셉트론(Multi-layer perceptron)"이다.^(5,6) Rumelhart, McClelland, Hinton 및 Williams 등에 의해 제안되고 발전된 이 모형은 과거의 퍼셉트론

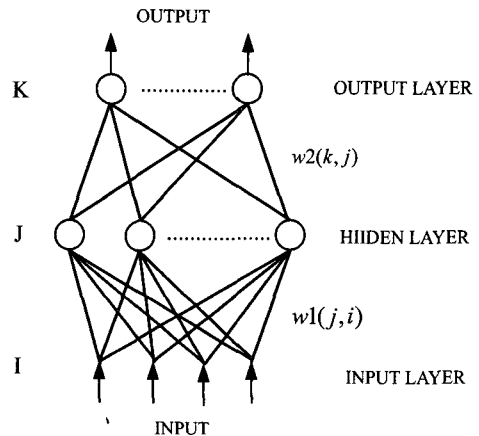


Fig. 8 Multi-layer Networks with nonlinear transfer function

이 비교적 간단한 논리를 배우는 데도 한계가 있는데 반하여 은닉층(hidden layer)이라고 하는 입력과 출력 사이 중간 계층구조를 도입함으로써 복잡한 논리나 지식도 배울 수 있다. Fig. 8은 3층구조의 다층 퍼셉트론이다.

본 연구에서는 다층퍼셉트론을 사용하였으며, 그 학습 방법으로 오류 역전파 알고리즘(Error back-propagation)이 있다. 다음은 오류 역전파 알고리즘을 간단히 유도해 본다. Fig. 8에서 각 뉴런의 입력 net는 다음과 같이 정의한다.

$$net(j) = \sum_i w1(j, i)x(i) \quad (22)$$

$$net(k) = \sum_j w2(k, j)o(j) \quad (23)$$

여기서 j, k는 J층, K층에서의 각 뉴런(neuron)들이고, W1, W2는 각각 j 뉴런과 i 뉴런 사이의 가중치(weight), k 뉴런과 j 뉴런사이의 가중치이다. X, O는 각각 다층퍼셉트론의 입력, 출력이다.

각 뉴런에서의 출력 O는 다음과 같다.

$$o(j) = f(net(j)) \quad (24)$$

$$o(k) = f(net(k)) \quad (25)$$

여기서 f(.)는 유니트에서의 비선형(nonlinear) 전달함수이다.

비선형 전달함수로는 sigmoid 함수를 주로 사용하며 뉴런에서의 출력 O는 다음과 같다.

$$o(j) = \frac{1}{1 + e^{-(net(j)+b(j))}} \quad (26)$$

여기서 b는 임계치를 나타낸 상수이다.

신경회로망 출력층에서의 오차함수 또는 에너지 함수 E는 각 뉴런의 출력값과 목표값(target, reference)과의 차로써 다음과 같이 정의한다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (t(k) - o(k))^2 \quad (27)$$

여기서 t(k), o(k)는 각각 출력단 k 번째 뉴런의 목표값, 출력값이다. 일반적으로 학습초기의 출력값은 목표값과 일치하지 않을 것이다. 학습(learning)이란 수학적으로 총 에너지 함수가 0이 되는 가중치를 구하는 것이다. 수렴곡면이 전체적으로 오목(globally concave)하다면 최급강하법(steepest gradient descent)을 사용하여 가중치를 변

화시켜 최소점으로 찾아갈 수 있다. 가중치의 변화량은 가중치 W에 대해 에너지 함수 E를 미분하여 다음과 같이 유도할 수 있다.

1) 출력층과 은닉층 사이의 가중치 학습법

$$\begin{aligned} \Delta w2(k, j) &= -\mu \frac{\partial E}{\partial w2(k, j)} \\ &= -\mu \frac{\partial E}{\partial net(k)} \frac{\partial net(k)}{\partial w2(k, j)} \\ &= -\mu \frac{\partial E}{\partial net(k)} o(j) \\ &= \mu \left(-\frac{\partial E}{\partial o(k)} \frac{\partial o(k)}{\partial net(k)} \right) o(j) \\ &= \mu \delta(k) o(j) \end{aligned} \quad (28)$$

2) 은닉층과 입력층 사이의 가중치 학습법

$$\begin{aligned} \Delta w1(j, i) &= -\mu \frac{\partial E}{\partial w1(j, i)} \\ &= -\mu \frac{\partial E}{\partial net(j)} \frac{\partial net(j)}{\partial w1(j, i)} \\ &= -\mu \frac{\partial E}{\partial net(j)} x(i) \\ &= \mu \left(-\frac{\partial E}{\partial o(j)} \frac{\partial o(j)}{\partial net(j)} \right) x(i) \\ &= \mu \delta(j) x(i) \end{aligned} \quad (29)$$

여기서 μ 는 학습속도와 안정성을 결정하는 학습률(learning rate)이다.

식 (28), (29)에서 $\delta(k), \delta(j)$ 는 다음과 같이 유도된다.

$$\delta(k) = (t(k) - o(k))o(k)(1 - o(k)) \quad (30)$$

$$\delta(j) = o(j)(1 - o(j)) \sum_k \delta(k)w2(k, j) \quad (31)$$

이 오류 역전파 알고리즘의 특이한 점은 내부 뉴런(hidden units)의 출력에 대한 오차를 인접한 뉴런으로부터 역방향의 연결을 통해 추정할 수 있고, 이 추정된 오차를 최적화 방식으로 최소화할 수 있다는 것이다. 3층 이상의 신경망일 경우 hyperplane, AND, OR 기능들을 갖고 있기 때문에 모든 분류(classification)문제를 풀 수 있게 된다. 이 학습방법은 일종의 일반화된 델타규칙으로써 최소점(global minima)에 수렴되는지는 아직 증명되어 있지 않으나, 많은 응용분야에 성공적으로 사

용되고 있다.

4. 신경회로망을 이용한 회절현상의 역 모델링

본 연구에서는 오류역전파 알고리즘을 이용한 회절현상의 역모델링(inverse modeling)을 제안하였으며 모델링에 적용할 학습구조는 Fig. 9 와 같다. 역회절모델은 입출력을 갖는 black box 로 다층퍼셉트론의 가중치에 의해 모델링된다.⁽⁸⁾ 다층퍼셉트론은 입력층, 출력층, 1 개의 은닉층으로 구성되었다. 기준 모델(reference model)은 회절현상이며 이를 역 모델링하기 위해 기준모델의 출력을 입력으로 사용하였다. 따라서 입력은 각 마이크로폰 사이의 위상차와 소음원의 파수이며 출력은 소음원의 입사각도이다. 여기서 $\beta_{12} = unwrapping(\Delta\phi_{12}) = f(\eta, \alpha)$ 이다.

Fig. 7 에서 위상차 $\Delta\phi_{12}$ 은 불연속성을 나타내므

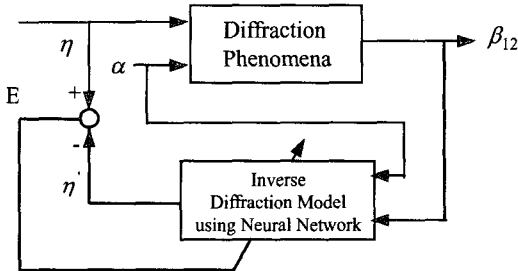


Fig. 9 Block diagram for inverse modeling of diffraction phenomena

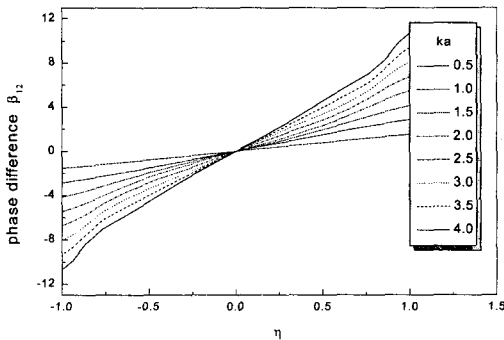


Fig. 10 Unwrapping the phase difference for continuous learning data

로 학습을 위하여 Fig. 10 과 같은 연속성을 갖는 β_{12} 로 재구성하였다. 이를 이용하여 학습을 수행하였다.

회절현상의 역모델을 학습하기 위하여 신경회로망의 입력층은 2 개, 은닉층은 10 개, 출력층은 1 개의 뉴런을 각각 사용하였다. 은닉층의 뉴런수는 학습의 정확도와 학습시간에 관련되므로 시행착오적으로 결정하였다. 학습은 50,000 회까지 수행되었으며, Fig. 11 은 학습후 회절현상을 역모델링한 결과이다.

신경회로망은 선형성을 갖고 있는 저주파수 대역뿐만 아니라 고주파수에서 나타나는 회절현상의 비선형성을 효과적으로 모델링하였다. 이 방법은 30개의 가중치로 복잡한 회절현상의 역모델을 간단히 구할 수 있다. 신경회로망은 수렴성, 입력데이터의 배열, 학습시간과 신경회로망 자체의 파라미터를 선정하는데 시행착오가 발생하는 반면 확

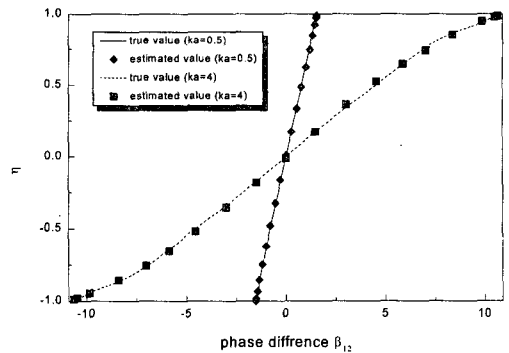


Fig. 11 Inverse modeling of diffraction phenomena using neural network

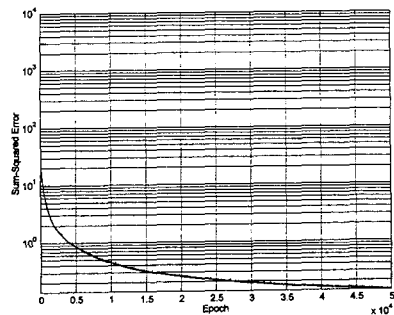


Fig. 12 A plot of sum-squared network error

습 후에는 적은 계수로 비선형성을 모델링하기 때문에 계산시간감소와 같은 장점이 있다.

이러한 가중치를 이용하여 위상차와 주파수에 대한 입사각을 구할 수 있고, 추정된 입사각으로 소음원을 규명할 수 있다. Fig. 12 는 오차선도로 반복학습을 통하여 학습오차가 0.001 까지 수렴함을 알 수 있다.

본 연구는 이러한 회절현상의 역 모델링을 이용하여 향후 보다 정확한 소음원 규명에 적용되리라 기대된다.

5. 결 론

본 논문에서는 소음계측에서 흔히 발생할 수 있는 회절현상에 대해 검토해 보고, 회절현상을 이용한 소음규명 방법론을 제시하였다. 구형 프로브의 회절현상은 이론적으로 쉽게 접근할 수 있으며, 이를 기초로 소음규명을 위한 회절현상을 역 모델링할 수 있었다. 회절현상은 고주파로 갈수록 비선형성이 증가하기 때문에 회절현상의 역 모델링을 위하여 신경회로망 기법을 도입하였다. 다층 퍼셉트론과 오류역전파 알고리즘을 이용한 회절현상의 역모델링 학습구조를 제시하였으며, 시뮬레이션을 수행하여 그 타당성을 검증하였다.

향후 회절현상의 역모델을 이용하여 보다 정확한 소음원 규명이 수행되리라 기대된다.

참고문헌

- (1) Fahy, F. J., 1988, *Sound Intensity*, Elsevier Applied Science.
- (2) Maynard, D., Williams, E. G. and Lee, Y., 1985, "Nearfield Acoustic Holography and Development of NAH," *J. Acoust. Am.*, Vol. 78, pp. 1395~1413.
- (3) 김시문, 권휴상, 김양한, 1995, "원통면 음향 홀로그래피를 이용한 음장예측의 오차해석 및 적용 방법," 한국소음진동공학회지, 제 5 권, 제 1 호, pp. 37~48.
- (4) Morse, P. M., Ingard, K. U., *Theoretical Acoustic*, Mac Graw Hill.
- (5) Rumelhart, D., McClelland, J. and the PDP Research Group, 1986, *Parallel Distributed Processing*, Vols. 1 and 2, Cambridge MA, the MIT Press.
- (6) Lippman, R. P., 1987, "An Introduction to Computing with Neural Nets", *IEEE ASSP Magazine*, pp. 4~22.
- (7) Coste, O. and Patrat, J. C., 1990, "Diffraction Autour d'une Sphère Appliquée à une Sonde Intensimétrique Tridimensionnelle", 1^{er} Congrès Français d'Acoustique.
- (8) Miller, W. T., Glanz, F. H., and Kraft, L. G., 1987, "Application of a General Learning Algorithm to the Control of Robotic Manipulators," *International Journal of Robotics Research* 6, pp. 84~98.