

# Active control of noise transmission using self-organizing neural network

メタデータ	言語: eng 出版者: 公開日: 2017-10-03 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: メールアドレス: 所属:
URL	<a href="http://hdl.handle.net/2297/1918">http://hdl.handle.net/2297/1918</a>

# 自己組織化ニューラルネットワークによる能動騒音制御\*

小松崎 俊彦<sup>\*1</sup>, 佐藤 秀紀<sup>\*1</sup>  
岩田 佳雄<sup>\*1</sup>, 森下 信<sup>\*2</sup>

## Active Control of Noise Transmission using Self-Organizing Neural Network

Toshihiko KOMATSUZAKI, Hidenori SATO,  
Yoshio IWATA and Shin MORISHITA

The neural network has been applied to many engineering problems such as pattern recognition, optimization, system identification and control because of its nonlinear mapping capability. Although the network has a great ability to acquire solution for a given problems through learning, however, several problems are known such as the convergence to a local minimum solution, and the tuning of network parameter manually to obtain desired accuracy. In the present paper, we deal with the self-organizing neural network where the spatially scattered neurons are connected automatically using Cellular Automata. The network is applied to the active noise control problem as an adaptive system, where the model consists of a simply supported plate embedded in an infinite rigid baffle above a rectangular cavity. The fully coupled acoustic-plate interaction equations including characteristics of piezoelectric transducers are solved using time-varying Green's function techniques, and the performance of the controller is discussed through numerical investigation as well as experiment.

**Key Words:** Noise Control, Identification, Piezo-Element, Adaptive Control, Self-Organization, Neural Network, Cellular Automata

### 1. 緒言

機器類や構造物より発生する騒音は、装置自身の性能低下の要因となるだけでなく、周囲の居住・作業環境へも悪影響を及ぼす。騒音対策としては、従来より吸音機構や共鳴現象等を利用した受動的な手法により減音を図ることが一般的に行われている。しかし、これら受動的な技術では所望の消音効果が得られにくいことや、機器の小型化・軽量化が進む中、重量や設置上の制約を受けるなど、その適用には限度がある。

その一方で、近年における計算機性能の飛躍的向上に伴って能動的に騒音を抑制する手法の開発が盛んに行われるようになり、幅広い周波数帯域、特に吸音材などによる受動的な抑制手法の不得意とする低周波域における高い消音効果を得ることが可能となった。空气中を伝播する音を対象としたものとしては、スピーカ等の二次音源より逆位相の音を出し騒音を相殺するアクティブノイズコントロール手法があり、適応フィルタ、 $H_\infty$ 等を制御系として騒音制御に適用した例などが報告されている<sup>(1), (2)</sup>。また、隔壁の振動放射音あるいは

透過音を対象として、平板構造物の振動を制御することにより騒音抑制を行った例などが挙げられる<sup>(3)-(5)</sup>。

筆者らは既報<sup>(5)</sup>において、制御対象として車両・航空機等の輸送機を想定し、外部の音源により車室内に騒音の伝達される系として、箱型空間を構成する壁の一部に弾性平板を有する簡略モデルを考え、非定常性を考慮した比較的簡便な構造・音場の表現手法として、グリーン関数を用いた系のモデル化を行った。さらに、制御系として、対象とする構造・音場連成系の取り扱いが複雑な点、および外乱の多様性、環境変化、経時変化など系の動特性変化に対し適応的に追従可能であることを考慮して、一種の適応制御系であるニューラルネットワークを採用し、外部の音源により空間内部へ伝達される騒音を抑制することを目的として能動騒音制御を行った。音源特性が異なる場合について、それぞれ良好に制御可能であることを数値計算および実験により明らかにした。

ニューラルネットワークは、比較的容易に非線形の写像を実現できることから、パターン認識や未知システムの同定・制御問題などへの適用が多数報告されている<sup>(6), (7)</sup>。しかし、ネットワークに含まれるパラメータの選択によっては解が極小値に収束し十分な精度の写像が得られないなど、信頼性や安定性の面で問題点も多い。上述の研究においても、収束性やロバスト性

\*原稿受付 2001年9月25日。

<sup>\*1</sup>正員, 金沢大学工学部 (〒920-8667 金沢市小立野 2-40-20)

<sup>\*2</sup>正員, 横浜国立大学大学院環境情報研究院 (〒240-8501 横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-7)

の観点において安定した制御を行うためには、ネットワークのユニット数、学習定数等を演算量も考慮しながら経験的に定める必要があった。この問題を解決する方法としては学習アルゴリズムの改良が考えられるが、別の方法としてネットワークの構造を適宜変化させることで上述の問題を回避できる可能性がある。

ネットワーク構造の最適化を図る手法としては、初期に大きな構造を設定し、不要な結合を順次削除することで構造の最適化を行う手法が既に幾つか提案されており<sup>(8)</sup>、これらは非常に少ない結合数で比較的精度の良い構造を発見することが可能である。しかし、例えば振動・音響系を対象とした制御のように動的問題を取り扱う場合、ネットワークを制御系として導入した後、対象の特性変化に応じて逐次最適化を図ることは、計算時間の観点から適さないものと考えられる。

そこで、本研究では生体内のネットワーク形成過程を模擬し、結合の無い状態からネットワークを成長させ、問題に適した構造を自動的に形成可能な自己組織化ニューラルネットワークを音響制御問題に適用することを試みる。ネットワークを自己組織化させる手法として、二次元平面上に並んだニューロンが互いに相手を探しながら結合する様子をセルオートマトン (Cellular Automata, CA) により再現する。制御対象としては既報と同様の騒音伝達系モデルを使用し、自己組織化ニューラルネットワークによる能動騒音制御シミュレーション、および実験的検討を行ったので報告する。性質の異なる外乱に対して、それぞれできる限り少ない構成で制御可能なネットワーク構造の探索について検討を行った。

## 2. 数値計算モデル

図 1 に数値計算で用いた箱型の構造-音場連成モデルを示す<sup>(6)</sup>。平板の上方に位置する音源より箱型空間内へ伝達される騒音を抑制するために、平板に貼り付けた圧電素子に制御信号を送り、平板の振動を励起・制

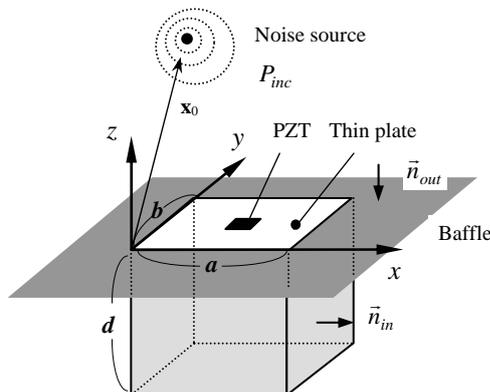


Fig. 1 Schematic of plate-cavity system

御する。以下に平板の振動、半自由空間および閉空間内の音場に関する支配方程式について簡略に示す。

平板の曲げ変位を  $w(\mathbf{x}, t) = \sum \eta_{ij}(t) \phi_{ij}(\mathbf{x})$  とすると、モード座標に関して平板の運動方程式は式(1)のように記述される<sup>(9)</sup>。

$$\ddot{\eta}_{ij} + 2r_{ij}\dot{\eta}_{ij} + \omega_{ij}^2\eta_{ij} = \frac{1}{\rho_p h_p} \cdot \left[ \langle P_{in}(\xi, t), \phi_{ij} \rangle - \langle P_{out}(\xi, t), \phi_{ij} \rangle \right] - \frac{h_p + h_{pzt}}{\rho_0 h_p (1-\nu)} \cdot E_{pzt} d_{31} \cdot \langle \chi \cdot \nabla^2 \phi_{ij} \rangle V(t) \quad \dots\dots (1)$$

ここで  $\langle f, g \rangle$  は積分  $\int fg dx dy$  を意味し、 $P_{in}$ 、 $P_{out}$  はそれぞれ閉空間内外の音圧、 $\omega_{ij}$  は平板の固有角振動数、 $r_{ij}$  は減衰係数である。また、 $\rho_p$ 、 $h_p$ 、 $\nu$  はそれぞれ平板の密度、厚さ、ポアソン比を表し、 $\rho_0$ 、 $h_{pzt}$ 、 $E_{pzt}$ 、 $d_{31}$  は圧電素子の密度、厚さ、縦弾性係数、圧電定数である。 $\chi$  は圧電素子と平板が重なる領域では単位量、それ以外ではゼロである。

半自由空間における音場は次式で表すことができる。

$$P_{out}(\mathbf{x}, t) = \frac{1}{4\pi} \cdot \left[ \frac{P_{inc} \{t - |\mathbf{x} - \mathbf{x}_0|/c\}}{|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0|} + \frac{P_{inc} \{t - |\mathbf{x} - \mathbf{x}'_0|/c\}}{|\mathbf{x} - \mathbf{x}'_0|} \right] + \frac{\rho_0}{2\pi} \sum_{i,j} \left\langle \frac{\ddot{\eta}_{ij} \{t - |\mathbf{x} - \xi|/c\}}{|\mathbf{x} - \xi|} \phi_{ij}(\xi) \right\rangle \quad \dots\dots (2)$$

式(2)において、 $\rho_0$  は空気の密度、 $P_{inc}$  は音源を表し、 $\mathbf{x}_0$ 、 $\mathbf{x}'_0$  はそれぞれ音源およびその鏡像位置である。

さらに、閉空間内の音圧を  $p_{in}(\mathbf{x}, t) = \sum A_{mns}(t) \Phi_{mns}(\mathbf{x})$  と表すと、音圧振幅  $A_{mns}(t)$  は式(3)より求まる。

$$A_{mns}(t) = -\frac{c^2}{4\pi} \int_0^t \frac{\sin[\omega_{mns}(t-t')] \times \left\{ \rho_0 \sum_{i,j} \langle \phi_{ij}(\xi) | \Phi_{mns}(\xi) \rangle \ddot{\eta}_{ij}(t') \right\} dt'}{\alpha_{mns} \omega_{mns}} \quad \dots\dots\dots (3)$$

$\Phi_{mns}(\mathbf{x})$ 、 $\omega_{mns}$  は閉空間のモード関数および固有角波数を表し、 $\alpha_{mns}$  はモード関数が正規化条件を満足するための定数である。 $c$  は音速を表す。

## 3. 自己組織化ニューラルネットワーク

本研究で用いたニューラルネットワークを図 2 に示す。ネットワークの構造は、比較的計算時間が短くアルゴリズムが単純な誤差逆伝播法を用いるため階層性を持たせ、音場同定用のフォワードモデルと制御用コントローラネットワークの 2 つの階層型ネットワークを直列に結合している。同定用のフォワードモデルは CA を用いて自己組織化するネットワークであるが、一方のコントローラネットワークは構造を固定した 2 層の階層型ネットワークである。

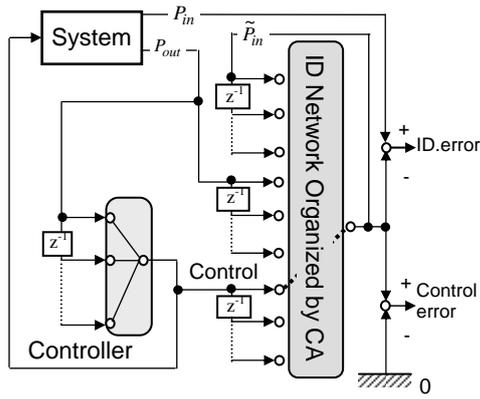


Fig. 2 Self-organizing neural-net controller

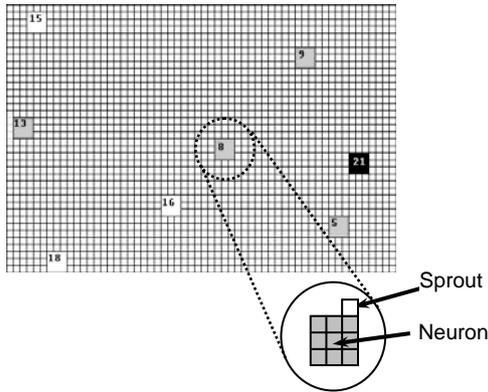


Fig. 3 Distribution of neurons and sprouts

フォワードモデルの学習は、音圧同定値と音圧教師信号との差を誤差関数として結合荷重の更新を行うが、コントローラネットワークはフォワードモデル出力値と制御目標値（ゼロ）との差を誤差関数として用いるため、コントローラネットワークが学習を行うためにはフォワードモデルの出力層と結合している必要がある。そこで、ネットワーク形成の初期状態としてフォワードモデルの制御入力部の一つと、出力ユニットとの間に1つの結合を与えるものとした（4・1参照）。

**3・1 CAによるネットワークの自己組織化**  
CAとは、セル（格子）構造を有するオートマトンを意味する。オートマトンは情報工学における順序機械のことで、情報の流れをモデル化する手法として知られるが、それを空間的に離散化することで、空間的な拡がりを持つ現象の時間的推移をモデル化可能であることが示唆され、近年注目を集めている<sup>(10)-(12)</sup>。

CAの解析手順として、まず解析領域をセルと称する離散領域に分割し、各セルに離散数値の状態量を定義して、周辺のセルとの相互作用を局所近傍則および状態遷移則として与えることで、状態の時間的推移を表現する。この手法を用いることで、ニューロンが脳内で結合を形成していく様子を模擬し、ニューロンの互いの位置関係および空間に占める割合などを考慮に

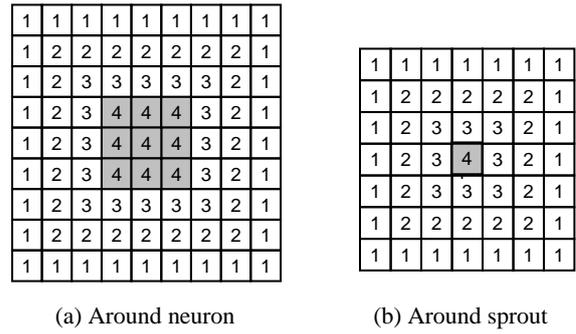


Fig. 4 Score mapping for connection

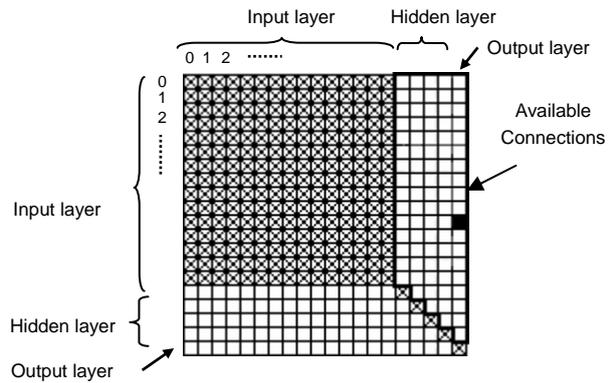


Fig. 5 Connection matrix

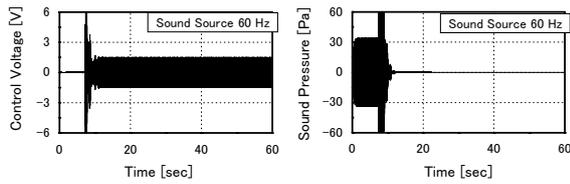
入れた、より実際の神経系に近い形でニューラルネットワーク構造を生成できる可能性がある。

**3・2 ネットワーク形成過程のモデル化** 図3はネットワーク生成領域の初期状態の一例を示す。2次元空間を正方形のセルに分割し、入力・中間・出力用の3種類のニューロンをランダムに配置している。

各セルに与える状態量としては、「ニューロン」、「結合先端」、および「何も無し」の3種類を定義した。ニューロンは3×3セルの領域を占め、結合先端の大きさは1セルとする。また、各ニューロンには常に結合先端が1つ付属しているものとし、これらのセットには属性番号を連番で割り振り結合管理を行う。

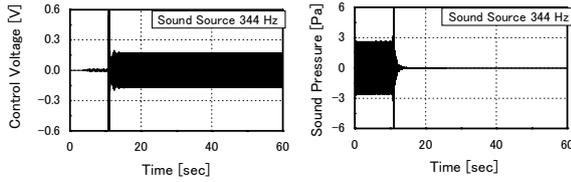
今回の手法では結合先端セルのみを移動可能とし、他ニューロンまたは他の結合先端と接した場合にニューロン間の結合が成立するものとした。

**3・3 結合先端の移動規則** 結合先端は1計算ステップに必ず1セル移動する。移動先をランダムに選択すると結合を生じにくいので、図4に示すように未結合の相手ニューロンおよび結合先端周りに点数をつける。注目する（移動させたい）結合先端の近傍8セルが点数化された周辺領域と重なる場合にその点数を近傍セルに加算することで、それぞれの点数に応じた確率に従い移動先を決定する。



(a) Control voltage (b) Pressure inside

Fig. 6 Control result of 60 Hz sound source



(a) Control voltage (b) Pressure inside

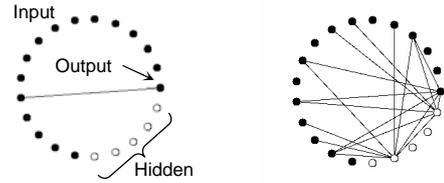
Fig. 7 Control result of 344 Hz sound source

このような手法により、結合先端が周辺の相手に近づきやすくし、ニューロン同士の結合を促している。結合が完了した先端は消滅するが、新たな先端をニューロン近傍に発生させ常に1つ保つことで、別の相手との次なる結合を探索できるようにしている。

**3・4 階層型結合の生成** 図5はニューロン間の結合を管理する行列で、図に示すように入力同士、および自己回帰の結合を禁止し、その要素を×印で示してある。また、構造を階層型にするため、行列の右上半分のみを用いることで相互結合を回避している。信号は、属性番号が小さいほうから大きいほうへのみ伝わるものとする。

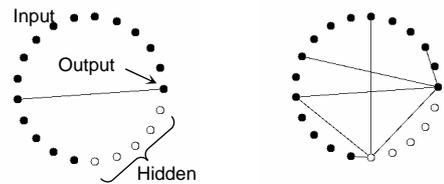
#### 4. 制御シミュレーション

制御対象のモデルとして、縦  $0.25m$ 、横  $0.35m$ 、高さ  $0.5m$  の箱型閉空間を考え、箱上部の弾性平板として、密度  $\rho_p = 8.5 \times 10^3 kg/m^3$ 、厚さ  $h_p = 1mm$ 、およびヤング率  $E_p = 210GPa$  の平板が単純支持されているものとする。また、平板に貼り付ける圧電素子の寸法は  $0.05 \times 0.07m$ 、厚さ  $h_{pz} = 0.25mm$  のものを考えた。さらに、音源位置は平板中央直上  $1m$  の  $(0.125, 0.175, 1.0) m$  とし、閉空間内音圧用マイクロホンは底中央の  $(0.125, 0.175, -0.5) m$ 、外部音圧用は板の角  $0.1m$  上の  $(0.05, 0.05, 0.1) m$  の位置に設定した。本モデルの構造および音場の1次固有振動数はそれぞれ約  $60Hz$ 、約  $344Hz$  である。外部の騒音源としては、それぞれ平板と閉空間の1次固有振動数付近の正弦波、およびカットオフ周波数  $500Hz$  のランダムノイズを与えた。



(a) Initial connection (b) Final connections

Fig. 8 Schematic of emerged connections for the case 60Hz sound source

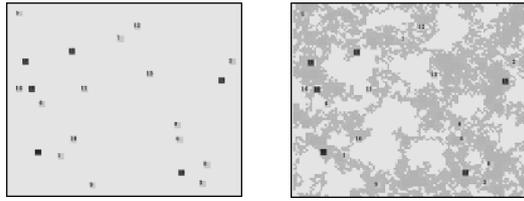


(a) Initial connection (b) Final connections

フォワードモデルネットワークは入力として閉空間内音圧同定値の履歴、外部音圧の履歴および制御出力の履歴を用いる。音源が正弦波の場合、それぞれ最大5ステップまで入力可能としたので、入力ユニットの合計は15である。また、中間層については5ユニット、出力ユニット数を1として、CAシミュレーション空間内に配置した。さらに、ランダムノイズの場合には広帯域であることを考慮して最大ユニット数を増加し、入力、中間、出力ユニットはそれぞれ105、15、1ずつ採用した。

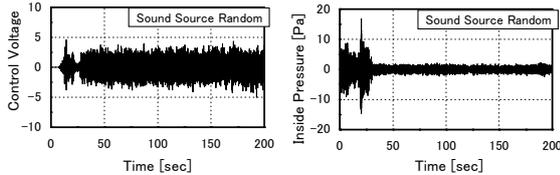
一方、構造を固定したコントローラネットワークは外部音圧の履歴を入力として用い、音源が正弦波の場合は5ステップの履歴、ランダムノイズでは35ステップを採用した。出力ユニットは1つとし、圧電素子への制御電圧を出力する。システムのサンプリング周期は  $0.2msec$  とし、結合の発生と両ネットワークの学習を同時に行っている。CAによる結合の発生は、一定時間内における制御誤差の平均値が小さくなった時点で終了するものとした。

**4・1 音源が正弦波の場合** 閉空間外部の音源より平板1次固有振動数付近  $60Hz$ 、および閉空間1次共鳴周波数付近  $344Hz$  の正弦波を出力した場合の制御結果をそれぞれ図6, 7に示す。両者ともシミュレーション開始10秒前後にて制御電圧が生じており、その後2秒程度で音圧を十分抑制できていることがわかる。フォワードモデルネットワークが同定可能となった時点と考えられるが、急激な制御電圧生成のために、初期に音圧増大を招いている。フォワードモデルの形成過



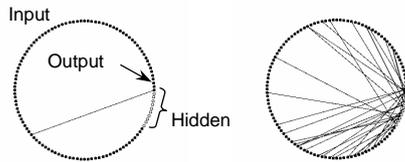
(a) Initial connection (b) Final connections

Fig. 10 Self-Organizing process for the case 344 Hz sound source



(a) Control voltage (b) Pressure inside

Fig. 11 Control result of random source



(a) Initial connection (b) Final connections

Fig. 12 Schematic of emerged connections for the case random sound source

程において、音圧同定が不完全なことに伴い、コントローラが局所解へ収束していることが原因と考えられる。これについては、適切なフォワードモデルネットワークが生成された後にコントローラの学習を開始することで回避できるものと思われる。また、この時最終的に得られたネットワーク構造の模式図を図 8, 9 に示す。入力から出力へと信号を伝播しない無意味な結合は消去している。実際には CA シミュレーション空間上で結合探索を行った結果は図 10 に示すようなものであるが、ニューロン同士の結合を視覚的にわかり易くするために円環状に並べている。初期状態において結合が一つ見られるが、コントローラネットワークの学習のために強制的にフォワードモデルと結びつけたものである。最終的には、60Hz 正弦波音源の場合、入力-中間 13, 入力-出力 4, 中間-中間 1, 中間-出力 1 の計 19 結合が得られた。一方の 340Hz 正弦波の場合には比較的単純な構造が得られ、合計 7 本の結合が生成された。結果的にどのような結合形態が現れるかはニューロンの初期配置に依存するものと考えられ、常に良好なネットワークが生成されるとは限らないが、優れたネットワークを迅速に見つけ出す可能性がある。

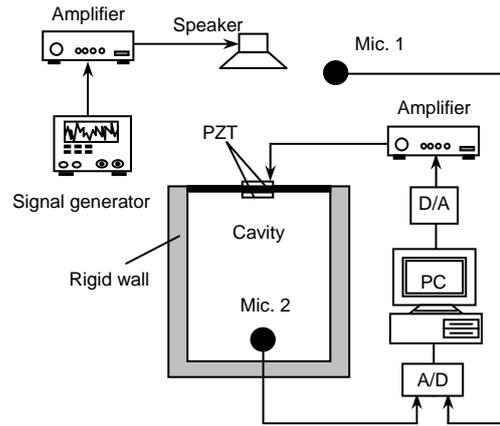


Fig. 13 Experimental setup

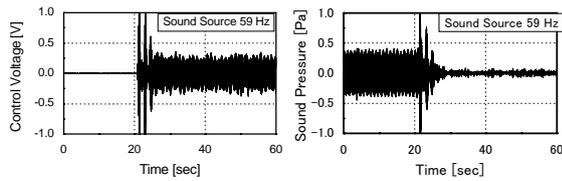
正弦波音源の場合については、ネットワーク探索の成功率は 80%程度であった。

4・2 音源がランダムノイズの場合 ランダムノイズを音源として与えた場合の制御結果を図 11 に示す。シミュレーション開始後 30 秒付近で音圧を 1/3 程度まで抑制できていることがわかる。また、このとき生成されたフォワードモデルの構造を図 12 に示す。結合形態としては、入力-中間 24, 入力-出力 11, 中間-中間 3, 中間-出力 3 の計 41 本で構成されている。ユニット数とともに可能な結合の組み合わせも多数存在することから、良好に制御可能なネットワーク構築の成功率は 10%程度であったが、図 12 に示すネットワークは前報<sup>6)</sup>での固定ネットワークと比較して、十分効率的であると言える。

## 5. 実験

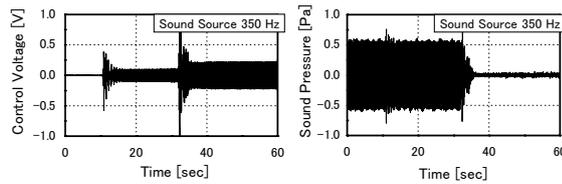
シミュレーション結果の妥当性を確認するため、図 13 に示す装置を構築し、実験的検証を行った。箱型空間の大きさは数値計算と同様であるが、平板については 0.5mm 厚のステンレス鋼板をボルトにて周辺固定している。閉空間内のマイクロホンにより得られる音圧はニューラルネットワークの教師信号として利用し、一方の外部マイクロホンにより騒音を検出し、ネットワークの入力信号として用いる。音源としては、発振器よりそれぞれ平板 1 次付近 59Hz の正弦波、閉空間 1 次共鳴付近 350Hz の正弦波、およびカットオフ 250Hz のランダムノイズを生成し、アンプ増幅して平板上部スピーカより出力した。

フォワードモデルネットワーク生成のためのユニット数、およびコントローラネットワークの構成は正弦波音源については数値計算同様とし、ランダムノイズについては入力 84, 中間 3, 出力 1 の計 88 ユニット



(a) Control voltage (b) Pressure inside

Fig. 14 Control result of 59 Hz sound source (Experiment)



(a) Control voltage (b) Pressure inside

Fig. 15 Control result of 350 Hz sound source (Experiment)

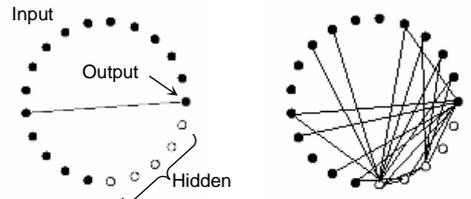
を与え、ネットワークの生成および同定・制御を同時に行った。

**5・1 正弦波音源の場合** 図 14, 15 にそれぞれ平板 1 次付近 59Hz および閉空間 1 次共鳴付近の 350Hz 正弦波音源に対する制御結果を示す。同定可能なフォワードモデルネットワークが構築されたと思われる制御電圧出力の初期の時点において、シミュレーションと同様音圧増大を招いているが、ともに音圧が十分抑制できていることがわかる。また、このとき得られたネットワーク構造の模式図を図 16 および図 17 に示す。59Hz 正弦波の場合、入力-中間 11, 入力-出力 5, 中間-中間 3, 中間-出力 3 の計 22 結合であった。一方、350Hz 正弦波の場合は入力-中間 16, 入力-出力 2, 中間-中間 3, 中間-出力 2 の計 23 結合が得られた。

**5・2 ランダムノイズ音源の場合** 音源よりランダムノイズを出力した場合の制御結果を図 18 に、また得られたフォワードモデルの構造を図 19 に示す。入力ユニットは中間ユニットを介さず全て出力ユニットと直接結合しており、2 層型のネットワークが構築された。結合数の点で言えば必ずしも効率的とは言えないが、50 秒付近から音圧が抑制されている。

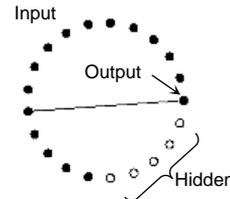
## 6. 結 言

本研究では、CA を用いたニューラルネットワークの自己組織化手法を提案し、音響制御問題に対して効率良く制御可能なネットワーク構造の生成について、数値シミュレーションおよび実験により検討した。その結果、次のようなことが言える。



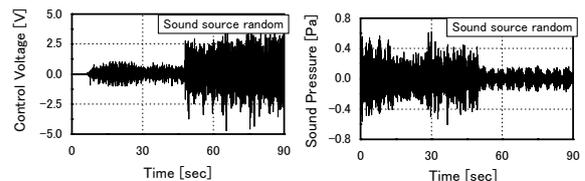
(a) Initial connection (b) Final connections

Fig. 16 Schematic of emerged connections for the case 55Hz sound source (Experiment)



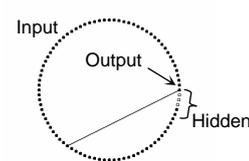
(a) Initial connection (b) Final connections

Fig. 17 Schematic of emerged connections for the case 350Hz sound source (Experiment)



(a) Control voltage (b) Pressure inside

Fig. 18 Control result of random source (Experiment)



(a) Initial connection (b) Final connections

Fig. 19 Schematic of emerged connections for the case random sound source (Experiment)

- (1) ニューラルネットワークの自己組織化に CA を用いることで、ネットワーク構造の生成が自動的にかつ迅速に行えることを示した。
- (2) ネットワークの学習と結合生成を同時に行うことで、系の動特性変化に迅速に対応できる。
- (3) 本研究ではネットワークの自己組織化に比較的単純な規則を与えているが、局所近傍則の拡張性が高いことから、より効率的にネットワーク構造の探索が行えるシステムを構築できる可能性がある。

## 文 献

- (1) 範啓富・野波健蔵・中野光雄, 機論, **62**-597, C (1996), 1805-1810.
  - (2) 雉本信哉・下嶋浩・柴原章宏, 機論, **62**-596, C (1996), 1397-1402.
  - (3) 猿渡克巳・宮田太陽・背戸一登, 機論, **61**-590, C (1995), 3916-3922.
  - (4) 三谷祐一郎・秋下貞夫・Nelson, P. A., 機論, **65**-632, C (1999) 1419-1425.
  - (5) Koshigoe, 森下, 小松崎, 宇根 : 機論, **64**-620, C (1998) 1333-1338.
  - (6) 松村道一: ニューロサイエンス入門, サイエンス社(1995)
  - (7) K. S. Narendra and S. Mukhopadhyay : Neural Network, vol. 7, No. 5(1994) 737-752.
  - (8) S. Morishita, T. Takamori and D. Nomura : Proc. Third Motion and Vibration Control (1996) 128-132.
  - (9) Koshigoe, S., Gillis, J. T. and Fakangas, E. T., J. Acoust. Soc. Am., **94**-2 (1993), 900-907.
  - (10) 加藤恭義, 光成友孝, 築山洋: セルオートマトン法, 森北出版(1998).
  - (11) Gutowitz, H. : Cellular Automata – Theory and Experiment, MIT/North-Holland (1990).
  - (12) 中野孝昭: 複雑系の基礎と応用, 機習教, 96-41 (1996) 21-35.
-