

機関番号：17102

研究種目：若手研究（B）

研究期間：2009～2010

課題番号：21760451

研究課題名（和文） 建物換気口のためのニューラルネットワークを用いたアクティブ騒音制御手法

研究課題名（英文） Active noise control technique using the neural network for ventilation openings of building

研究代表者

穴井 謙（ANAI KEN）

九州大学・大学院人間環境学研究院・助教

研究者番号：10325467

研究成果の概要（和文）：静けさは快適な居住空間のための必要条件である。建物の遮音性能のボトルネックになりやすいのは換気口である。本研究では、換気口から透過する騒音をアクティブ制御するために、NNを応用した制御アルゴリズムを提案した。数値シミュレーションにより、従来の手法であるLMSアルゴリズムとANC効果の比較を行い、NNアルゴリズムは、制御対象となる騒音を十分に学習させることでLMSアルゴリズムよりも高い効果を発揮することを示した。

研究成果の概要（英文）：Keeping silence in residences is important for comfortable living environment. Ventilation openings might be a bottleneck of sound insulation capability of exterior walls in the residence. In this study, new algorithm applying the neural networks was proposed for active control of the noise through the ventilation openings. By examinations using numerical simulations, ANC effects by the NN algorithm was compared to effects by LMS algorithm that was an orthodox method. The results demonstrated that the NN algorithm that had studied noise patterns repeatedly had higher performance than the LMS algorithm.

交付決定額

（金額単位：円）

	直接経費	間接経費	合計
2009年度	1,300,000	390,000	1,690,000
2010年度	1,800,000	540,000	2,340,000
年度			
年度			
年度			
総計	3,100,000	930,000	4,030,000

研究分野：建築環境学

科研費の分科・細目：建築学・建築環境・設備

キーワード：アクティブ騒音制御、建物換気口、ニューラルネットワーク

1. 研究開始当初の背景

静けさは快適な居住空間のための必要条件であり、住宅の外周部には屋外騒音の侵入を防ぐために高い遮音性能が求められる。ところが近年、省エネルギーの観点から、住宅を始めとするあらゆる建物で高気密・高断熱

化が進められたため、必要換気量確保のために建物外周部に必ず換気口が設けられるようになった。しかし、換気口は住宅の遮音性能のボトルネックとなり、幹線道路沿道など屋外騒音の大きな地域では、換気口から侵入する騒音によって住空間の静けさが損なわ

れる恐れがある。そのため、換気口に対する効果的な遮音対策が望まれている。

換気口の遮音対策としてはキャップ型フードなどのパッシブ手法が一般的であるが、この対策は高音域の遮音能力は高いものの、中低音域の遮音性能が低いという弱点がある。そのため、研究代表者は、中低音域の騒音制御に優れるとされるアクティブ騒音制御 (ANC) を住宅換気口に応用して換気口の遮音性能を向上させる技術を提案してきた。しかし、一般的な制御アルゴリズムを用いた ANC を実空間に適用した実験結果では、狭帯域雑音に対しては 20dB 程度の効果が得られるものの、道路交通騒音のような広帯域で周波数特性が変動する騒音に対しては 10dB 程度の効果しか得られなかった。10dB の騒音低減は聴覚的に認識できる効果であり、外部騒音があまり大きくない場所では十分な性能であるといえるが、幹線道路の沿道など、大きな騒音に曝される場所の換気口に用いるには能力不足と思われ、さらなる性能向上が望まれる。

2. 研究の目的

本研究では、道路交通騒音などの広帯域でレベルも変動する騒音に対しても高い ANC 効果を発揮する新しい制御アルゴリズムの提案を目的とする。具体的には、従来から ANC の制御アルゴリズムに用いられている LMS アルゴリズムに替わるものとして、機械学習機能を有するニューラルネットワーク (NN) を応用した新しいアルゴリズムを提案する。

NN は生物の複雑な脳機能をコンピュータ上で模倣する手法で、文字認識などの多次元パターン認識やクラスタリング機能を利用したデータマイニングなど、様々な分野で応用されている。本研究では、NN の学習機能に着目してその応用を検討する。NN は、LMS に比べると演算量が増えてしまうが、過去の信号であっても頻繁に出現した特性を記憶することができる。そのため、ある程度長い時間をかけて学習することで、LMS のような線形回帰アルゴリズムでは難しい複雑な音場を同定することが可能ではないかと考えた。

3. 研究の方法

目的を達成するために次の研究を行う。まず、NN を制御アルゴリズムとして利用できるように、NN で音響信号を取り扱う方法を考案する。次に、NN が道路交通騒音のような広帯域な音響信号を学習することができるかどうか (学習能力) 検討する。最後に、図-1 に示すような、住宅換気口の ANC に用いることを想定して、数値シミュレーションにより、従来の制御アルゴリズム (LMS アルゴリズム) と本研究で提案する新しいアル

ゴリズムの ANC 効果を比較検討する。

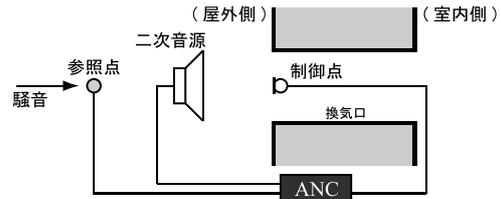


図-1 ANC システム図

4. 研究成果

(1) NN における音響信号の取扱い

① 階層型 NN の利用

本研究では、階層型 NN の最も基本的な形である 3 階層 NN を利用することとし、学習方法は NN で一般的に用いられる誤差逆伝搬法とした。NN のブロック図を図-2 に示す。NN は多入力・単一出力の“ユニット”と呼ばれる機能素子から構成される。隠れ層の 1 つのユニットを例に入出力信号の流れを説明する。隠れ層ユニットでは、入力層ユニットからの出力値 y_i^l に結合荷重 $w_{i,j}^H$ が掛けられ、その値が入力の数だけ総和される。そこから閾値 h_j^H を引いた値が伝達関数 f に入力され、その関数値がユニットからの出力値 y_j^H となる。伝達関数がユニット内の処理を規定しており、本研究では、NN における伝達関数として一般的に用いられる $f(z) = 1 / \{1 + \exp(-z)\}$ で表されるシグモイド関数を用いる。以上の、隠れ層ユニットからの出力値 y_j^H を求める計算式を以下に示す。

$$y_j^H = f \left(\sum_{i=1}^{80} w_{i,j}^H y_i^l - h_j^H \right) = \frac{1}{1 + \exp \left[- \sum_{i=1}^{80} w_{i,j}^H y_i^l - h_j^H \right]}$$

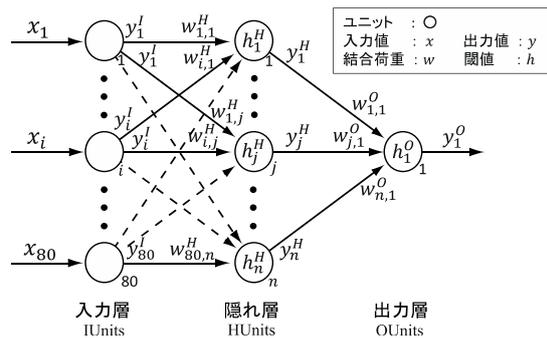


図-2 NN ブロック図

入力層のユニット数は、8kHz でサンプリングされた音圧データの 0.01s 間分が入る 80 個とする。出力層は 1 ユニットで、騒音を打ち消すための音圧データを出力する。演算負荷を小さくしてリアルタイムに処理するには、NN 全体のユニット数はできるだけ少ない方がよいことから、隠れ層の最適なユニット数は、処理に要する時間と出力値の精度から

求まるとされる。本研究では演算負荷の検討は行わず、出力値の精度が良い結果になるユニット数を実験的に求めるものとする。

② 音響信号の取り扱い

前述したように、NN では伝達関数値が各ユニットから出力される。本研究で用いるシグモイド関数の出力範囲は 0.0~1.0 であり、NN で取り扱える値もその範囲に限定されるため、入力値に用いる音響信号を 0.0~1.0 に規格化する必要がある。そこで、2 進数の 16bit 相当に量子化した -1.0~1.0 の 10 進数の音響信号を、0.0~1.0 に規格化して NN に入力するものとする。したがって、NN からの出力値も 0.0~1.0 に規格化された値となるため、音響信号 (-1.0~1.0) に再構成して出力する必要がある。

(2) NN の学習能力の把握と隠れ層ユニット数の検討

① 音響信号に対する NN の学習能力

NN アルゴリズムの音響信号に対する学習能力を把握する。帯域の狭いものから広いものまで検討するために、500Hz の純音、中心周波数 500Hz の 1/3 オクターブバンドノイズ、ホワイトノイズ、自動車騒音の 4 種類を対象とした。ただし、自動車騒音は 160~1kHz 以下に帯域制限した。

学習する際は、純音のときは 1.0s 間分、1/3 オクターブバンドノイズ、ホワイトノイズのときは 5.0s 間分を用い、自動車騒音は広帯域で周波数特性が変動するため、より多様なデータを学習できるように 15.0s 間分とした。学習サイクルは 100~1,000 回とし、誤回答が少なくなるまで十分に学習させた。

NN の出力値が真値(制御対象信号の値)にどれだけ追従できているかを確認するために、音圧(規格化された値)の時間波形を図-3 に示す。NN の出力値(図中; ●シンボル)は真値(図中; 実線)に追従できている。図示した学習結果の隠れ層ユニット数は、純音:6, 1/3 オクターブバンドノイズ:15, ホワイトノイズ:12 のときである。自動車騒音は帯域制限したため少ない隠れ層ユニット数:3 で学習できた。なお、自動車騒音の場合は、帯域制限しないと学習できなかった。これは、入力層のユニット数を 80 に限定したため、低い周波数(長い波長)の信号を NN が認識できなかったためと考えている。

② 換気口 ANC システムへの適用

図-1 に示すような換気口 ANC システムに NN を適用する際には、参照点の信号が NN に対する入力値となり、制御点の信号が NN が出力すべき値となる。そのような ANC システムをシミュレートするためのブロック図を図-4 に示す。音場特性 a , b は、それぞれ、騒音源から参照点まで、騒音源から制御点までのインパルス応答である。なお、本研究で

は 2 次音源から制御点までの 2 次音場は無視している。ANC の機能として、参照点の信号 ($p_{in} * a$) から、騒音を打ち消すような信号 ($-p_{out}$) を NN アルゴリズムによって生成して、2 次音源から発生させる。そして、NN アルゴリズムは、制御点の信号 (e) を誤差信号とみなし、自身内の結合荷重や閾値を逐次更新する。

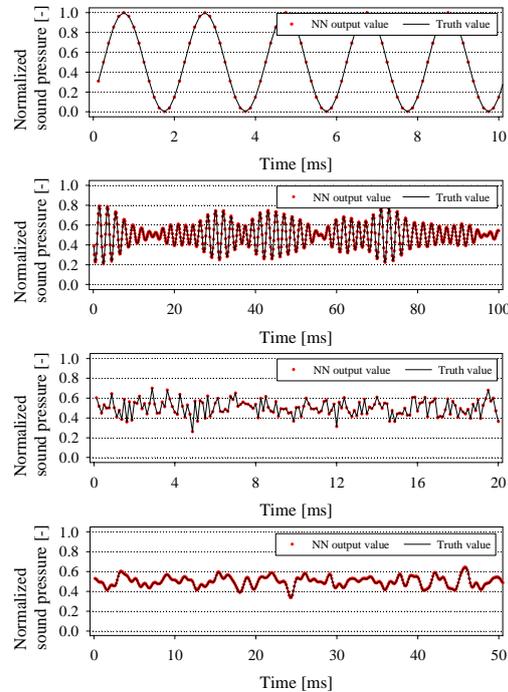


図-3 音響信号と NN 出力値の時間波形 (上から、純音、1/3 オクターブバンドノイズ、ホワイトノイズ)

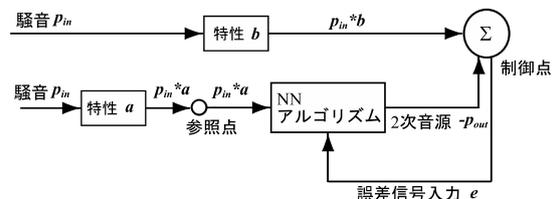


図-4 ANC ブロック図

音場特性 a , b を考慮した上で、自動車騒音に対する NN の学習能力を検討するために、騒音源に参照点までのインパルス応答 a を畳込んだものを NN の入力値として用いたときに、騒音源から制御点までのインパルス応答 b を畳込んだ値を出力することができるか確認する。自動車騒音(30s 間)は、125~1kHz に帯域制限した。1kHz より高音域はパッシブ手法で遮音対策を行うことができ、また、125Hz より低い周波数域の騒音は換気口を透過しにくいと考えられるためである。学習には前半の 15s 間分を用い、誤回答が少なくなるまで 100 回学習させた。テストする際には、後半の 15s 間分のデータを用いた。

NN アルゴリズム(隠れ層ユニット数:13 の

場合)で求めた値が真値にどれだけ追従できているか、音圧(規格化された値)の時間波形を図-5に示す。NNの出力値(図中;●シンボル)は真値(図中;実線)に追従できている。NNが、入力値とは(似ているが)異なっている出力値を学習することが可能であり、換気口 ANC システムへ適用できることが確認できた。

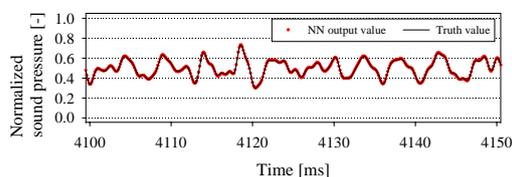


図-5 換気口の音場を考慮した自動車騒音と NN 出力値の時間波形 (一部抜粋)

(3) NN アルゴリズムと従来の手法の比較

NN アルゴリズムと、従来の手法である LMS アルゴリズムの遮音性能を比較検討する。ANC シミュレーションに用いた音源は、自動車騒音 2 種類と航空機騒音である。自動車騒音は交通量が少なく単体走行しているもの (T) と、交通量が多く定常走行しているもの (S) で、いずれも 30s 間である。航空機騒音は頭上を通過していく大型ジェット旅客機の 20s 間である。

学習サイクルが NN アルゴリズムの制御能力に与える影響を見るために、学習サイクル 100 回の際の ANC システムの効果と、誤回答が少なくなるまで十分に学習させた 800 回のものを検証した。0.1s ごとの ANC 効果の時間変動を(図-6)に示す。なお、数値シミュレーションによる検討のため制御機材 (制御スピーカ・マイクロホン) などの誤差要因が含まれないことから、LMS アルゴリズムを用いた実空間での実験結果より高い ANC 効果が得られている。

学習サイクルが 100 回の場合でも、NN アルゴリズムによって得られる効果は、LMS アルゴリズムと比較しておおむね同等以上であった。特に航空機騒音は、LMS アルゴリズムに対して約 12dB も大きな効果が得られており、NN にとって学習しやすい騒音だったと推察される。学習サイクルが 800 回の場合、いずれの騒音に対しても 35~50dB という大きな ANC 効果が得られており、制御対象騒音を十分に学習させることで LMS アルゴリズムよりも 3~25dB 大きな効果を得ることができた。しかし、NN アルゴリズムの制御能力は、自動車騒音がタイヤ音とエンジン音に大別される 4) とすると、自動車が近距離を走行するときの“エンジン音”が大きく聞こえるとき(図-6;最上図 2~4s, 中央図 25~26s)に低下した。これは、相対的に発生頻度の低いエンジン音に対する NN アルゴリズムの適応が弱かったためと思われる。また、航空機が頭上

を通るとき(図-6;最下図 7~13s)に制御能力が低下しているのも同様の理由であると考えられる。

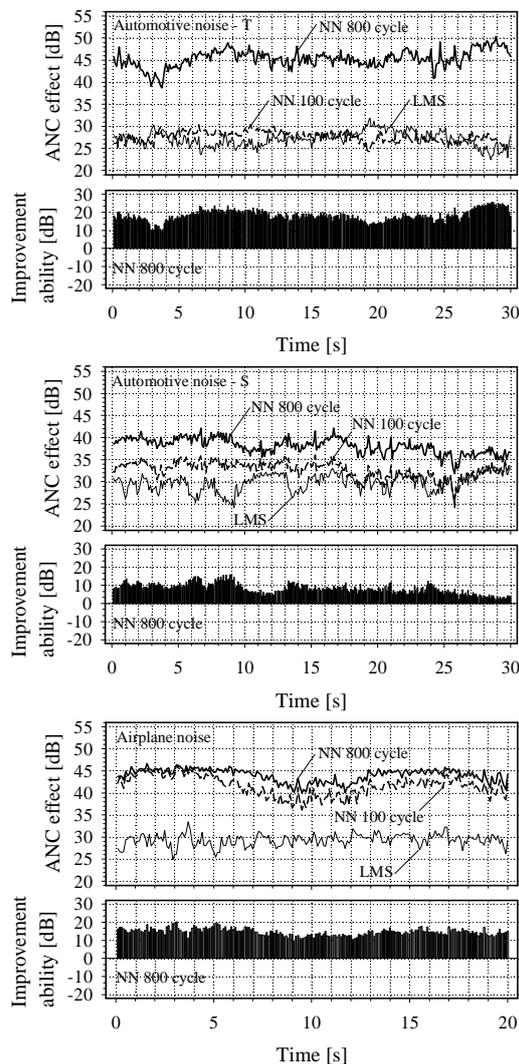


図-6 NN アルゴリズムによる改善 (上から、単体走行の自動車騒音、定常走行の自動車騒音、航空機騒音)

(4) 研究成果のまとめ

本研究では、道路交通騒音などの広帯域でレベルも変動する騒音に対して高い ANC 効果を発揮する、NN を応用した、換気口 ANC のための制御アルゴリズムを提案した。建築分野において実用的な ANC システムを実現するための大きな一歩である。今後、実空間における制御実験を実施し、本研究成果を、静穏な居住空間をもたらすための一技術として確立する所存である。

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計 2 件)

① Ken Anai, Takuro Shibata, Yasuhiro Hiraguri and Kazutoshi Fujimoto, Prevention strategy of active noise control system for a ventilation opening from malfunction caused by living sound: Discriminating strategy between automotive noise and living sound based on frequency characteristics, Proceedings of inter-noise 2010, 査読有, Paper No.247, June 2010

② 穴井 謙, 建物換気口からの透過音抑制のためのアクティブ制御手法, 音響技術, 査読無, No.149, pp.58-62, 2010年3月

〔学会発表〕(計5件)

① 穴井 謙, 住宅換気口における自動車騒音に対するアクティブ騒音制御効果－試験住宅における制御スピーカー組込みフードを用いた ANC 実験－, 日本建築学会九州支部研究報告, 2011年3月6日, 鹿児島大学

② 穴井 謙, 住宅換気口のアクティブ騒音制御効果に及ぼす生活音の影響－ANC 効果低下に対する自動車騒音判別手法の改善能力－, 日本騒音制御工学会研究発表会, 2010年9月29日, 新潟大学

③ 穴井 謙, 試験住宅に設置された換気口における自動車騒音に対するアクティブ騒音制御効果, 日本建築学会大会学術講演, 2010年9月9日, 富山大学

④ 穴井 謙, アクティブ騒音制御技術の住宅換気口への適用－自動車騒音の制御効果に関する実験的検討－, 日本騒音制御工学会研究発表会, 2010年4月22日, 産総研(臨海副都心センター)

⑤ 穴井 謙, 住宅換気口における自動車騒音に対するアクティブ騒音制御効果－実住宅における制御対象騒音だけが存在する条件下の実験－, 日本建築学会九州支部研究報告, 2010年3月7日, 長崎総合科学大学

6. 研究組織

(1) 研究代表者

穴井 謙 (ANAI KEN)

九州大学・大学院人間環境学研究院・助教
研究者番号: 10325467