

マイク配置を考慮した機械学習を用いた壁面の吸音率推定

新井大斗[†] 大川祐貴子[†] 池田雄介[†]

[†]東京電機大

1 はじめに

音場シミュレーションは室内音場の把握に有効であるが、実環境に即した音場シミュレーションには、境界条件となる壁面の音響インピーダンス（吸音率）が必要となる。吸音率の計測は壁面付近で多点で測定する必要があり、測定は容易ではない。近年、実測と数値シミュレーションを併用し、機械学習を用いた吸音率推定手法が提案されている [1, 2]。しかし、測定マイクロホン配置が固定されているという問題があった。

そこで、本研究では、マイクロホン配置を自由に変更可能な機械学習を用いた吸音率推定手法を提案する。

2 提案手法

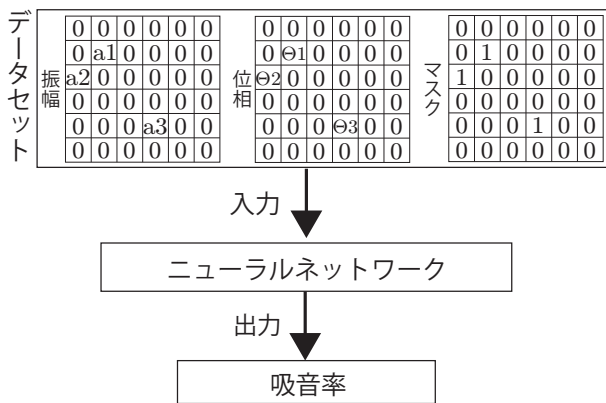


図 1: 提案手法の概要図

Lluis らは、測定位置の情報を示すマスクデータを利用することで、機械学習を用いた音圧値を推定する手法を提案している [3]。そこで、提案手法でもマスクデータを利用することを考える。提案手法の概要を図 1 に示す。本手法では部屋の形状は矩形とし、音源の位置は固定とする。また、対象とする音場は二次元とする。

2.1 データセット作成

まず、室内に矩形格子を設定し、音場を有限個の格子点 ($N \times N$) の集合に分割する。格子点上の任意の位置に配置した少数のマイクロホンを用いて測定された信号を位相と振幅で表現し、格子点上において測定

点には測定値（振幅、もしくは位相）を、それ以外の点には零とし、 $N \times N \times 2$ の行列を作成する。ここで、マイクロホンの位置情報を表現するマスクデータを作成し、行列に追加する。マイクロホンが配置されている格子点を 1、それ以外の格子点は 0 とする。

2.2 機械学習による推定

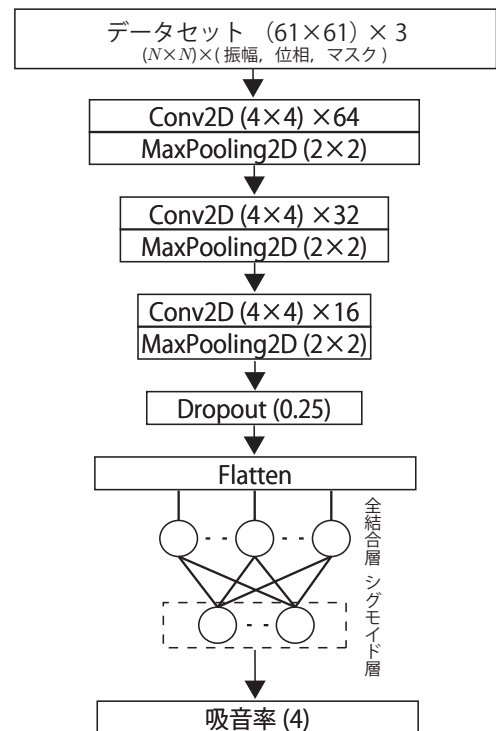


図 2: ニューラルネットワークのアーキテクチャ

作成したデータセットを用いて、壁面の吸音率を正解とする教師あり学習を行う。機械学習に用いる畳み込みニューラルネットワークのアーキテクチャを図 2 に示す。学習によって得られたモデルを用いて、吸音率の推定を行う。

3 シミュレーション実験

3.1 実験条件

学習データの数値シミュレーションは境界要素法 [4] を用いる。矩形の部屋 (3×3 m) の 4 つの壁面に対する吸音率推定を行う。

実験配置を図 3、シミュレーション条件と機械学習の条件を表 1 と表 2 にそれぞれ示す。音源の位置は固定とする。部屋の 1 壁面につき 1 つの吸音率を、それぞれ 0 から 1 の範囲で一様ランダムに決定し、これを 1 パターンとする。1000 パターンの音場データをシ

Estimation of sound absorption coefficients considering microphone arrangement based on machine-learning

[†] Hiroto Arai (19fi007@ms.dendai.ac.jp)

[†] Yukiko Okawa (21fmi03@ms.dendai.ac.jp)

[†] Yusuke Ikeda (yusuke.ikeda@ms.dendai.ac.jp)

Tokyo Denki University ([†])

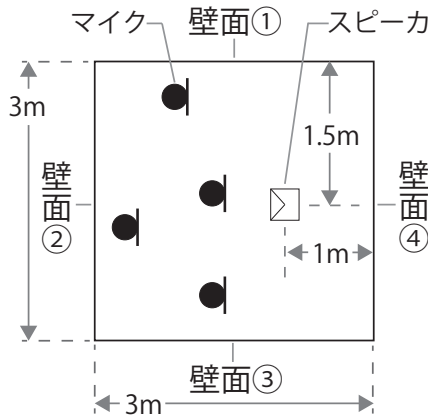


図 3: 実験配置例

表 1: 学習データのシミュレーション条件

音速 [km/s]	340
周波数 [Hz]	500
グリッドの点数	60×60
グリッド間隔 [m]	0.05
推定する吸音率数	4
吸音率の範囲	0-1
吸音率のパターン数	1000
マイクロホン数	4
マイクロホン配置のパターン数	1000

表 2: 機械学習の条件

バッチサイズ	216
エポック数	70
モデルの最適化手法	Adam
学習率	0.001

シミュレーションし、うち 70%を学習データ用、30%をテストデータ用とする。学習データ用の音場から、吸音率 1 パターンにつき、一様ランダムに決定したマイクロホン配置 1000 パターンで測定した RIR にガウスノイズ (SNR 30 dB) を付加し、振幅と位相に分け学習データとして用いる。テストデータ用の音場を用いて、4 壁面全ての吸音率の推定を行い、精度を確認する。また、比較対象として、同実験条件でマイクロホン配置を 0.75 m 間隔で中央に縦一列 4 つで並べて固定した場合で学習、推定を行う。学習は Tensorflow-gpu (version 2.9.1) を用いて行った。

3.2 結果

推定結果の二乗平方根誤差 (RMSE) の箱ひげ図を図 4 に示す。RMSE の平均値は、壁 1 が 0.0935、壁 2 が 0.1317、壁 3 が 0.0919、壁 4 が 0.0775、壁全体の平均は 0.0986 であった。音源位置に近い壁面 4 と比べ、もっとも遠い壁面 2 の推定精度が悪く、音源から

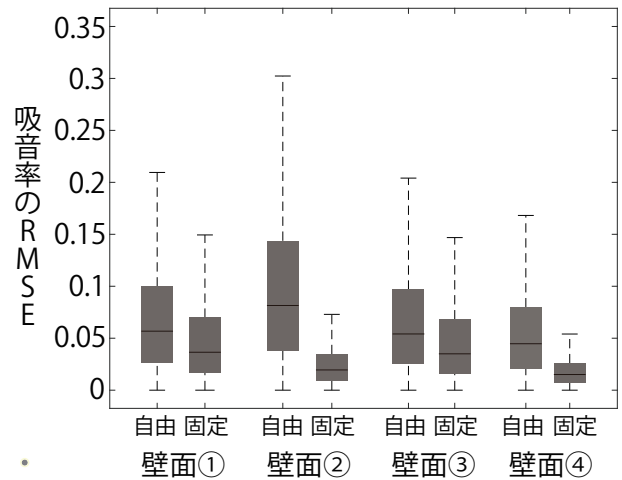


図 4: 吸音率の RMSE の箱ひげ図による提案手法とマイクロホン位置固定条件の比較

の距離が等しい壁面 2, 3 は同程度であった。これは音源位置の影響や、学習データにおいてランダムに配置されたマイクロホン位置に偏りがある可能性などが考えられる。また、図 4 から、平均値と比べ、RMSE の中央値は全体的に低くなっていることがわかる。マイクロホン配置を固定した場合と比較すると、全体的に推定精度は悪化しており、また分散も大きくなっていることが分かる。したがって、提案手法により、マイクロホン位置が自由に設置可能となったが、若干の推定精度の低下が見られた。

4 おわりに

室内インパルス応答に加えて、測定位置の情報も学習データに追加した機械学習による吸音率の推定手法を提案した。今後は学習データ数の増強やマイクロホン本数による検討、音源位置の考慮や他の周波数での検討などを行いつつ、推定精度の向上を目指す。

謝辞 本研究は東京電機大学総合研究所研究 Q22J-02 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Cedric Foy, *et al.*, “Mean absorption estimation from room impulse responses using virtually supervised learning” The Journal of the Acoustical Society of America, Vol. 150, No.2, pp.1286-1299, 2021.
- [2] Yukiko Okawa, *et al.*, “Estimation of sound absorption coefficients based on machine-learning with virtual microphones,” Proc. of 24th International Congress on Acoustics (ICA2022), 2022.10.
- [3] Francesc Lluís, *et al.*, “Sound field reconstruction in rooms: Inpainting meets super-resolution” The Journal of the Acoustical Society of America, Vol.148, No.2, pp.649-659, 2020.
- [4] Openacoustics, <http://www.openacoustics.org/> (最終閲覧日 2023-1-13)