

フォトグラメトリ・境界面捕捉型仮想音響空間構築法

Photogrammetry-Based Interface Capturing Virtual Acoustic Space Generation

三目直登¹⁾ 塚本顕成²⁾ 馬込望³⁾ 森田直樹⁴⁾ HSU Ming-Chen⁵⁾

Naoto Mitsume, Akinari Tsukamoto, Nozomi Magome, Naoki Morita and Ming-Chen Hsu

¹⁾博(工) 筑波大学 システム情報系 助教 (〒 305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1, E-mail: mitsume@kz.tsukuba.ac.jp)

²⁾筑波大学大学院 システム情報工学研究群 (〒 305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1)

³⁾筑波大学大学院 システム情報工学研究群 (〒 305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1)

⁴⁾博(環境) 筑波大学 システム情報系 助教 (〒 305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1)

⁵⁾Ph.D. Iowa State University, Professor (Ames, IA, 50011, USA)

The objective of this study is to establish a methodology for automatically generating a virtual acoustic space by combining an interface capturing-type finite element acoustic analysis method and a photogrammetry method that generates an implicit function representation of the three-dimensional information of the target region from two-dimensional information such as photographs and videos. Here, we use machine learning-based photogrammetry methods for the generation of three-dimensional implicit functions. By proposing a method to automatically perform acoustic analysis with boundaries represented by the implicit function, we develop a fundamental technology that can efficiently and automatically perform high-precision acoustic analysis by drastically reducing the cost of acquiring shape data and generating mesh, which are required in conventional finite element acoustic analysis.

Key Words : Finite Element Method, Acoustic Analysis, Neural Implicit Field, Photogrammetry, Interface Capturing

1. 序論

本研究の目的は、写真や動画などの二次元的な情報から対象領域の三次元情報の陰関数表現を生成し、それを境界条件とする埋め込み境界型有限要素音響解析手法を開発することで、仮想音響空間を自動構築する方法論の確立である。解析対象の三次元情報の生成には、機械学習をベースとしたフォトグラメトリ手法の使用を前提とする。それにより得られる陰関数場から自動的に音響解析を行う方法を提案することにより、従来の有限要素音響解析で必要とされる形状データの取得やメッシュ生成などのコストを大幅に削減し、高精度な音響解析を効率的かつ自動的に行うことが可能な基盤技術を創成する。

本研究ではまず基礎的検討として、機械学習ベースのフォトグラメトリ手法に NeuS[1] を用い、界面捕捉法には VP (volume penalization) 法 [2] を用いた有限要素音響解析手法を提案する。NeuS は、カメラの座標と姿勢の情報が付与された複数視点画像セットを入力とし、対象物形状を表現する符号付き距離関数を高精度に再構築できる手法である。この手法では、空間位置に対する符号付き距離関数をニューラルネットワークの学習可能関数で表現し、ボリュームレンダリングを用いた教師画像との比較により学習を行う。VP 法は、剛体領域を物質の透過率が極めて小さい多孔質媒体として扱い、制御パラメータにより透過率を調整することで境界条件を実現する手法である。この手法は、当初 Dirichlet 境界条件に対して提案されたが、後に様々な境界条件へと拡張されている [3,4]。本研究では、こ

の VP 法を音響問題に拡張し、メッシュと非一致の境界への剛境界条件の適用を実現する。

本研究では段階的な検証を行う。はじめに、基本的な有限要素音響解析ソルバーの開発と検証を行う。周波数領域と時間領域の両方において、解析解が既知である単純な問題を解くことで、ソルバーの基本的な妥当性を確認する。次に、開領域の音場解析の際に必要な PML(perfectly matched layer)[5] の実装と検証を行う。さらに、大規模問題に対する計算効率の向上を目的として、領域分割法による分散メモリ型並列化の検証を行う。その後、VP 法による界面捕捉法の検証を行い、メッシュに沿わない境界での音響解析の精度を評価する。最後に、画像セットからニューラル陰関数場を学習し、得られたニューラル陰関数場を用いた音響解析のデモンストレーションを行うことで、提案手法の一連の流れを示す。

2. 陰関数表現された境界に対する周波数領域音場解析

周波数領域音場での VP 法の定式化を示す。解析対象となる領域 Ω は、外部境界 Γ を持ち、その内部に境界 Γ_I に囲われた剛体領域 Ω_I を内包する閉じた領域であるとする。剛体領域を除いた領域 Ω_f を音場領域とする。このとき、音場は以下の Helmholtz 方程式で表現される。

$$\nabla^2 \Phi + k^2 \Phi = 0 \quad \text{in } \Omega_f \quad (1)$$

ここで、 Φ は角周波数 ω に対応した速度ポテンシャル $\phi = \Phi(\mathbf{x})e^{j\omega t}$ を表す関数である。また、 j は虚数単位、 $k = \frac{\omega}{c}$ は波数、 c は音速を表す。

外部境界 Γ には、剛境界 Γ_0 、振動境界 Γ_v 、吸音境界 Γ_a が与えられているとする。VP 法による定式化では、領域 Ω 全体を解析領域とし、剛体領域 Ω_I を透過率 η の小さい多孔質媒質としてモデル化する。VP 法を用いた Helmholtz 方程式を以下のように定式化する。

$$\nabla \cdot (\theta(\mathbf{x}) \nabla \Phi) + k^2 \theta(\mathbf{x}) \Phi = 0 \quad \text{in } \Omega \quad (2)$$

ここで、関数 $\theta(\mathbf{x})$ は以下のように定義される。

$$\theta(\mathbf{x}) = (1 - \chi(\mathbf{x})) + \eta \chi(\mathbf{x}) \quad (3)$$

ここで $\chi(\mathbf{x})$ は、剛壁と音場領域を区別するマスク関数である。透過率 η は理想的には 0 であるべきだが、数値計算上の安定性を確保するため、非常に小さい正の値を設定する。マスク関数は、剛体領域 Ω_I においては $\chi(\mathbf{x}) = 1$ 、音場領域 Ω_f においては $\chi(\mathbf{x}) = 0$ となるように設定される。本研究ではマスク関数を符号付き距離関数 (signed distance function: SDF) を用いて定義する。境界面 Γ_I が符号付き距離関数 $f_{\text{SDF}}(\mathbf{x})$ で表されているとする。剛体境界 Γ_I に囲われる領域を Ω_I とすると符号付き距離関数は、以下のように定義される。

$$f_{\text{SDF}}(\mathbf{x}) = \begin{cases} -d(\mathbf{x}, \Gamma_I) & \text{if } \mathbf{x} \in \Omega_I \\ d(\mathbf{x}, \Gamma_I) & \mathbf{x} \notin \Omega_I \end{cases} \quad (4)$$

ここで $d(\mathbf{x}, \Gamma_I)$ は \mathbf{x} と境界面 Γ_I との最短距離である。

符号付き距離関数を用いてマスク関数を次のように定義する。

$$\chi(\mathbf{x}) = H_D(f_{\text{SDF}}(\mathbf{x})) \quad (5)$$

ここで、 $H_D(\mathbf{x})$ は近似 Heaviside 関数であり、以下のよう定義される。

$$H_D(\mathbf{x}) = \max(0, \min[1, g(\mathbf{x})]) \quad (6)$$

$$g(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \left(\frac{f_{\text{SDF}}(\mathbf{x}) + D}{D} + \frac{1}{\pi} \sin \left(\frac{\pi f_{\text{SDF}}(\mathbf{x})}{D} \right) \right) \quad (7)$$

D は近似 Heaviside 関数の幅を表すパラメータである。近似 Heaviside 関数をマスク関数 $\chi(\mathbf{x})$ として用いることで、剛体領域と音場領域がなめらかに定義される。

VP 法を適用した Helmholtz 方程式の有限要素法による離散化を示す。式 (2) に重み付き残差法を適用すると、以下の式が得られる。

$$\int_{\Omega} W \nabla \cdot (\theta(\mathbf{x}) \nabla \Phi) d\Omega + \int_{\Omega} k^2 W \theta(\mathbf{x}) \Phi d\Omega = 0 \quad (8)$$

ここで、 W は重み関数である。Green の公式を適用すると、以下の式が得られる。

$$\begin{aligned} - \int_{\Omega} \theta(\mathbf{x}) \nabla W \cdot \nabla \Phi d\Omega + \int_{\Gamma} \theta(\mathbf{x}) W \frac{\partial \Phi}{\partial n} d\Gamma \\ + \int_{\Omega} k^2 \theta(\mathbf{x}) W \Phi d\Omega = 0 \end{aligned} \quad (9)$$

境界 Γ 上の積分項に境界条件を代入すると、

$$\begin{aligned} \int_{\Omega} \theta(\mathbf{x}) \nabla W \cdot \nabla \Phi d\Omega + \int_{\Omega} k^2 \theta(\mathbf{x}) W \Phi d\Omega + \\ j\omega\rho \frac{1}{Z_n} \int_{\Gamma_a} \theta(\mathbf{x}) W \Phi d\Gamma = -v \int_{\Gamma_v} \theta(\mathbf{x}) W d\Gamma \end{aligned} \quad (10)$$

となる。ここで、 v_n は振動境界 Γ_v における法線方向速度、 β は吸音境界 Γ_a における吸音係数である。

これを有限要素法を用いて離散化し、得られる連立一次方程式を解くことで、メッシュに不一致かつ陰関数表現された剛体境界に対し剛境界条件を適用し、解析することが可能となる。

3. 精度検証および数値計算例

PML の実装を含む各種ソルバーの精度検証と提案手法を用いた各種計算例は、口頭発表にて紹介する。

4. 結論

本研究では、機械学習ベースのフォトグラメトリ手法から得られる陰関数場と、埋め込み境界型有限要素法を統合した仮想音響環境の自動構築フレームワークを提案した。従来の音響解析における形状データ取得やメッシュ生成の課題に対し、写真データから高精度な解析を可能とする手法を提案した。また、数値実験より、提案手法によって写真データからの音響解析が可能であることが示された。一方で、本研究は基礎的な検証に留まっており、提案手法をより実践的な解析に適用するためのさらなる課題が存在する。埋め込み境界の手法やフォトグラメトリ手法の改良、高次有限要素法の導入などが挙げられる。また、提案手法を用いた実問題への適用や実験的な検証も今後の課題として挙げられる。

謝辞: 本研究は、JSPS 科研費 23K24857, 24K22288 および学際大規模情報基盤共同利用・共同研究拠点 (JH-PCN) jh240017 の支援を受けたものである。ここに記して謝意を表する。

参考文献

- [1] Wang, P., Liu, L., Liu, Y., Theobalt, C., Komura, T. and Wang, W.: NeuS: Learning neural implicit surfaces by volume rendering for multi-view reconstruction, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 34:27171—27183, 2021.
- [2] Angot, P., Bruneau, C.H. and Fabrie, P.: A penalization method to take into account obstacles in incompressible viscous flows, *Numerische Mathematik*, 81(4):497—520, 1999.
- [3] Kolomenskiy, D. and Schneider, K.: Analysis and discretization of the volume penalized Laplace operator with Neumann boundary conditions, *Applied Numerical Mathematics*, 95:238—249, 2015.
- [4] Thirumalaisamy, R., Patankar, N.A. and Bhalla, A.P.S.: Handling Neumann and Robin boundary conditions in a fictitious domain volume penalization framework, *Journal of Computational Physics*, 448:110726, 2022.
- [5] Berenger, J.P.: A perfectly matched layer for the absorption of electromagnetic waves, *Journal of Computational Physics*, 114(2):185—200, 1994.