

目 次

研究課題名	学年	氏名
NURBS-Enhanced Finite Element Method (NEFEM) に基づく流体解析手法の構築	博士前期課程 2 年	坂井 祐仁
有限要素法に基づく大規模並列音場解析による 交通騒音評価システムの構築	博士前期課程 2 年	宮内 暖季
航空写真を用いた深層学習に基づく データ不均衡性を考慮した土地利用分類モデルの構築	博士前期課程 2 年	羽物 裕人
マーカーベースロケーションベースの ハイブリッド手法を用いた MR 可視化システムの構築	博士前期課程 2 年	中祖 諒大
NURBS-Enhanced FEM(NEFEM)を用いた Laplace 方程式の解析	博士前期課程 1 年	三宅 智大
多地点越流を考慮した次元圧縮手法による リアルタイム浸水域予測モデルの構築	博士前期課程 1 年	中山 龍也
有限要素法に基づく道路騒音解析における 舗装の吸音効果	学部 4 年	近藤 秀紀
VR 技術を活用した浮上式高速鉄道騒音評価システムの 実用性向上	学部 4 年	大隈 勝智
VR 技術を用いた 超音速機騒音評価システムの品質向上に関する研究	学部 4 年	梅谷 三咲
次元圧縮を適用した深層学習によるリアルタイム 浸水域予測における計算効率のメッシュ依存性評価	学部 4 年	山口 欽太
PLATEAU を用いた深層学習による 土地利用分類モデルの精度向上の検討	学部 4 年	大舘 雄介
重畳精度向上のための AR 可視化システムの構築	学部 4 年	石川 隼也

NURBS-Enhanced Finite Element Method (NEFEM) に基づく流体解析手法の構築

Development of Fluid Analysis Method Based on NURBS-Enhanced Finite Element Method

都市人間環境学専攻 博士前期課程 2 年 坂井 祐仁
Yuto Sakai

1. はじめに

近年, 任意曲面を解析する手法として, T.J.R. Hughes らにより Isogeometric Analysis(IGA)^{1) 2)} が開発された. IGA は, 有限要素法に基づく解析手法ではあるが, 解析に用いる補間関数に CAD ソフトの形状表現に用いる Spline 関数である B-Spline, Non-Uniform Rational B-Spline (NURBS), T-Spline 等を領域全体に使用する. しかし, これらの関数は高次関数であり, 低次の補間関数を用いた FEM 解析に比べ, 計算に多大な時間を要する. この問題を解決するため NURBS-Enhanced Finite Element Method(NEFEM)³⁾ に着目した. NEFEM は, 内部の要素では従来の線形 FEM と同様, 補間関数に線形補間を適用し, 境界要素の補間関数に対して IGA と同様 Spline 補間を用いることで, 計算負荷を抑え, 形状を正確に再現した解析が可能となる.

本研究では NEFEM を流体解析に, IGA を構造解析に適用し, 複雑形状構造物を有する NEFEM-IGA 流体構造連成解析手法の構築を最終的な目的とし, 本報告ではその第一段階として, NEFEM を用いた流体解析手法の構築を行い, 解析結果の妥当性および有用性の検討を行った.

2. 数値解析手法

2.1 支配方程式

2 次元非圧縮性粘性流体の支配方程式には, 以下に示す Navier-Stokes の運動方程式と連続式を用いる.

$$\rho \left(\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial t} + \bar{\mathbf{u}} \cdot \nabla \mathbf{u} - \mathbf{f} \right) - \nabla \cdot \boldsymbol{\sigma} = 0 \quad \text{in } \Omega, \quad (1)$$

$$\nabla \cdot \mathbf{u} = 0 \quad \text{in } \Omega, \quad (2)$$

ここで, Ω は境界 Γ で囲まれた解析領域であり, ρ は密度, \mathbf{u} は流速ベクトル, $\bar{\mathbf{u}}$ は相対速度ベクトル, \mathbf{f} は物体力を表している. ここで対象とする流体は Newton 流体であるため, 応力テンソル $\boldsymbol{\sigma}$ 及び, 変形速度テンソル $\boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{u})$ は以下の式で表される.

$$\boldsymbol{\sigma} = -p\mathbf{I} + 2\mu\boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{u}), \quad (3)$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{u}) = \frac{1}{2} (\nabla \mathbf{u} + (\nabla \mathbf{u})^T), \quad (4)$$

p は圧力, μ は粘性係数である. また, Dirichlet 型, Neumann 型境界条件は, それぞれ次のように与えら

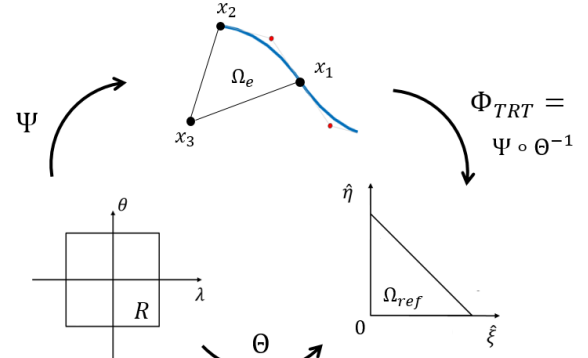


図-1 TRT マッピング

れる.

$$\mathbf{u} = \mathbf{g} \quad \text{on } \Gamma_g, \quad (5)$$

$$\mathbf{n} \cdot \boldsymbol{\sigma} = \mathbf{h} \quad \text{on } \Gamma_h, \quad (6)$$

ここで, Γ_g , Γ_h は, Dirichlet 境界条件, Neumann 境界条件を表し, \mathbf{g} , \mathbf{h} はそれぞれの境界上で規定される流速とトラクションである. また \mathbf{n} は外向き単位法線ベクトルである.

支配方程式 (1), (2) に対し, 空間方向の離散化に SUPG/PSPG 法に基づく安定化有限要素法を用い, 時間方向の離散化手法として, 流速に対して 2 次精度である Crank-Nicolson 法を適用し, 連続項の流速と圧力に関しては陰的に取り扱う. また, 移流速度 $\bar{\mathbf{u}}_i$ は, 式 (7) に示す 2 次精度の Adams-Bashforth 法により陽的に近似を行い, 線形化する.

$$\bar{\mathbf{u}}_i = \frac{3}{2}\mathbf{u}_i^n - \frac{1}{2}\mathbf{u}_i^{n-1} \quad (7)$$

以上により式 (8) に示すような有限要素方程式を得る.

$$\begin{aligned} & (\mathbf{M} + \mathbf{M}_S) \frac{\mathbf{u}_i^{n+1} - \mathbf{u}_i^n}{\Delta t} + (\mathbf{A} + \mathbf{A}_S) \frac{1}{2} (\mathbf{u}_i^{n+1} + \mathbf{u}_i^n) \\ & - (\mathbf{G}_i - \mathbf{G}_{Si}) \mathbf{p}^{n+1} + \mathbf{D}_{ij} \frac{1}{2} (\mathbf{u}_i^{n+1} + \mathbf{u}_i^n) \\ & + \mathbf{C}_j \mathbf{u}_i^{n+1} + \mathbf{M}_{Pj} \frac{\mathbf{u}_j^{n+1} - \mathbf{u}_j^n}{\Delta t} \\ & + \mathbf{A}_{Pj} \frac{1}{2} (\mathbf{u}_i^{n+1} + \mathbf{u}_i^n) + \mathbf{G}_P \mathbf{p}^{n+1} = 0 \end{aligned} \quad (8)$$

ここに, \mathbf{M} , \mathbf{A} , \mathbf{G} , \mathbf{D} , \mathbf{C} はそれぞれ時間微分項, 移流項, 圧力項, 粘性項, 連続項の係数行列を表す. 添字 S , P は SUPG 項, PSPG 項に起因する行列である.

2.2 座標変換と補間関数

続いて、NEFEM の理論について説明する。本研究では NEFEM の定式化の際、RWTH Aachen University Norbert らによって開発された Triangle-Rectangle-Triangle (TRT) マッピング^{4), 5)} を使用する。TRT マッピングでは図-2 に示す通り、実要素 (Ω_e) と数値積分を行う親要素 (Ω^{ref}) とは別に正方形の参照要素を用いることが特徴である。

TRT マッピングにおいて、四角形要素の 2 つのノードを縮退させることによって参照要素から親要素へのマッピング Θ は以下のように表される。

$$\Theta : R \rightarrow \Omega^{ref}$$

$$\Theta : \hat{\xi} = \frac{1}{4}(1 + \lambda)(1 - \vartheta) \quad (9)$$

$$\hat{\eta} = \frac{1}{4}(1 - \lambda)(1 - \vartheta) \quad (10)$$

また、参照要素と実要素におけるマッピングは以下に示す通りである。

$$\Psi : R \rightarrow \Omega_e$$

$$(\lambda, \vartheta) \mapsto \phi(\lambda, \vartheta) := 0.5(1 - \vartheta)\mathbf{C}(\theta(\lambda)) + 0.5(1 + \vartheta)x_3, \quad (11)$$

式 (9), (10) を変形し、以下の式 (12), (13) を導出する。この 2 式を式 (11) に適用することで親要素から実要素へのマッピング Φ_{TRT} を得る。

$$\Theta^{-1} : \Omega^{ref} \rightarrow R$$

$$\Theta^{-1} : \lambda = 1 - \frac{2\hat{\eta}}{\hat{\xi} + \hat{\eta}}, \quad (12)$$

$$\vartheta = 1 - 2(\hat{\xi} + \hat{\eta}). \quad (13)$$

$$\Phi_{TRT} = \Theta^{-1} \circ \Psi : \Omega^{ref} \rightarrow \Omega_e$$

$$(\hat{\eta}, \hat{\xi}) \mapsto \Phi_{TRT}(\hat{\eta}, \hat{\xi})$$

$$= (1 - \hat{\eta} - \hat{\xi})\mathbf{x}_3 + (\hat{\eta} + \hat{\xi})\mathbf{C}\left(\frac{\xi_1\hat{\xi} + \xi_2\hat{\eta}}{\hat{\xi} + \hat{\eta}}\right) \quad (14)$$

ここで、 $\hat{\eta}$ と $\hat{\xi}$ は参照三角形の座標であり、 x_3 は内部ノードのグローバル座標、 ξ_1, ξ_2 は有限要素境界ノードの NURBS 座標を表す。また、 \mathbf{C} については FEM に重ね合わせる NURBS 曲線を表しており、NURBS については次節に示すこととする。

2.3 NURBS

本研究では境界要素における形状表現に用いる Spline 関数として、NURBS 関数⁶⁾を用いる。NURBS 関数は図-1 に示す通り、制御点に付与される重みによって、少ない要素数で様々な形状を表現することができる特徴を持つ。1 次元の NURBS 関数は、1 方向の B-Spline 基底関数と制御点に付与される重み、制御点の位置ベクトルによって表現される。B-Spline 基底関数とは、式 (15)

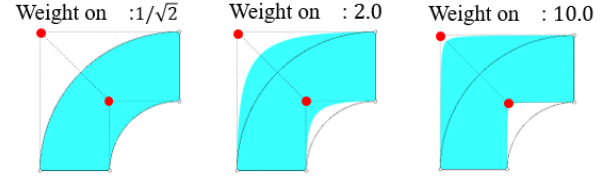


図-2 制御点に与えられる重み

の Cox de Boor の漸化式によって定義される関数である。

$p = 0$ の場合：

$$N_{i,0}(\xi) = 1 \quad \text{if } \xi_i \leq \xi \leq \xi_{i+1}$$

$$N_{i,0}(\xi) = 0 \quad \text{otherwise}$$

$p = 1, 2, 3 \dots$ の場合：

$$N_{i,p}(\xi) = \frac{\xi - \xi_i}{\xi_{i+p} - \xi_i} N_{i,p-1}(\xi) + \frac{\xi_{i+p+1} - \xi}{\xi_{i+p+1} - \xi_{i+1}} N_{i+1,p-1}(\xi) \quad (15)$$

ここで、 N は ξ 方向の B-Spline 基底関数、 i は制御点番号、 p は B-Spline 基底関数の次数、 ξ_i はパラメータ空間の座標であるノットであり、以下に示すようなノットベクトルと呼ばれる一様増加する数列によって与えられる。

$$\Xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_{n+p+1}) \quad (16)$$

ノットベクトルは、CAD で描いた形状モデルから得られる数列で、B-Spline 基底関数と IGA における要素を定義するパラメータである。式 (15) で表される B-Spline 基底関数を用ると、NURBS 関数の基底関数 $R_{i,j}^{p,q}(\xi, \eta)$ と NURBS 曲線 $\mathbf{C}(\xi)$ は式 (17), (18) のように表される。

$$R_i^p(\xi) = \frac{N_{i,p}(\xi)w_i}{\sum_{i=1}^n N_{i,p}(\xi)w_i} \quad (17)$$

$$\mathbf{C}(\xi) = \sum_{i=1}^n R_i^p(\xi) \mathbf{B}_i \quad (18)$$

ここで、 w_i は物理空間の座標である制御点に付与される重み、 \mathbf{B}_i は制御点の位置ベクトルである。

3. 数値解析例 (ベンチマーク)

流体解析における数値解析例として、非圧縮性粘性流れ解析におけるベンチマーク問題である円柱まわりながれ解析に取り組み、Navier-Stokes 方程式を用いた NEFEM 流体解析手法における妥当性と有効性の検討を行った。

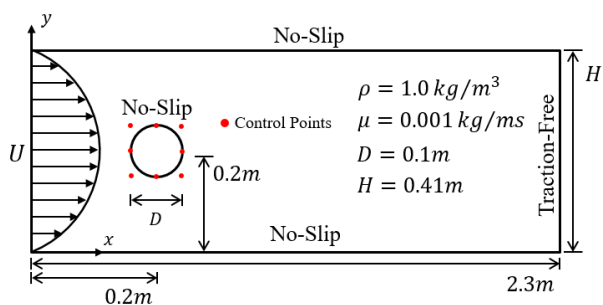


図-3 解析モデルおよび境界条件

表-1 解析メッシュ

メッシュ	節点数	要素数	円柱周り要素数
1	772	1404	8
2	2886	5490	16
3	11137	21710	32
4	43530	85932	64

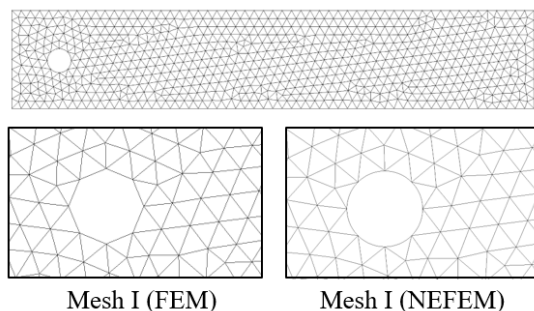


図-4 解析メッシュ

3.1 解析条件

解析モデルと境界条件を図-3に示す。解析モデルとして、直径 $D=0.1m$ の円柱を有するモデルを用いた。円柱を表現するための NURBS 関数は赤で示す制御点 (Control Points) のもとで描写をしている。境界条件として、側壁、円柱表面に No-Slip 条件を与え、流入条件として最大値 $1.5[m/s]$ の放物状に流速を与えた。また、流出境界は Traction-Free としている。解析条件として、微小時間増分 $0.001[s]$ 、総ステップ数を 30000 として Reynolds 数 100 の解析を行った。

本解析では、円柱周りに対して 8, 16, 32, 64 の 4 通りの解析メッシュを用いている。代表して円柱周方向に対して 8 分割した解析メッシュを図-4に示す。FEM の解析メッシュにおいては、周方向 8 分割では円柱形状を正確に再現できていないのに対して、NEFEM では粗いメッシュでも円柱形状を正確に再現し、解析を行うことが可能である。

3.1.1 解析結果

解析結果として、最終ステップ ($T=30[s]$) での NEFEM, 線形 FEM, 両手法における流れ方向流速の可視化結果を図-5に示す。円柱後方に周期的なカルマン渦が発生しており、定性的ではあるが、両手法で同様の解析

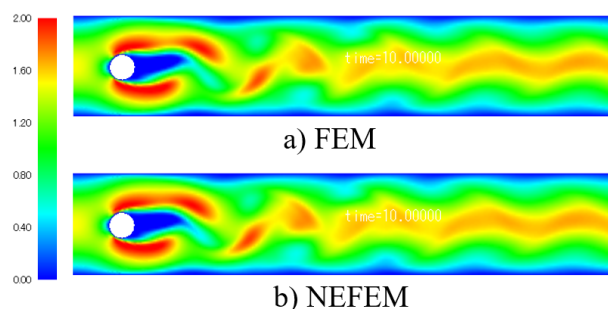


図-5 解析結果 (流れ方向流速)

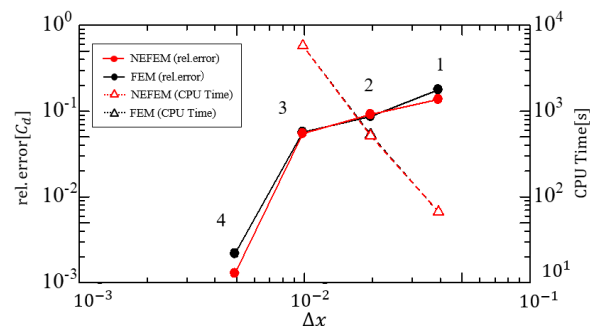


図-6 FEM との比較

結果が得られることを確認した。

次に、定量的評価として、図-6では各メッシュにおける円柱まわりでの抗力係数および計算時間を NEFEM, FEM 両手法で比較した結果を示す。抗力係数相対誤差は、ドルトムント工科大のグループが行ったベンチマークテストの結果 ($C_d=3.18804$) を参照解としている。この結果より、NEFEM では円柱形状を正確に再現できることに起因して、FEM に比べ高精度に解析できることを確認した。具体的には、最も粗いメッシュにおいて NEFEM では FEM に比べ 4% 程度の精度向上がみられ、有用性を確認した。

次に、NEFEM と FEM における計算時間の比較を図-6破線で示す。NEFEM における計算時間について、FEM とほぼ同様の結果となり、これにより、FEM とほぼ同様の計算時間で任意形状を完全に再現した解析手法を構築した。

4. 数値解析例 (応用例)

前章では、NEFEM 流体解析手法における妥当性と有効性について確認した。以上の結果を踏まえ、応用例として、3D プリンターによって作成された構造物を CAD により再現した複雑形状構造物まわりの流体解析を NEFEM を用いて行った。

4.1 解析条件

解析モデルと境界条件を図-7に示す。解析モデルとして、構造物の最大直径を代表長さとした $D=0.15m$ の構造物を有するモデルを用いた。円柱を表現するための NURBS 関数は赤で示す 25 点の制御点 (Control Points) をもとに描写している。解析条件として、微

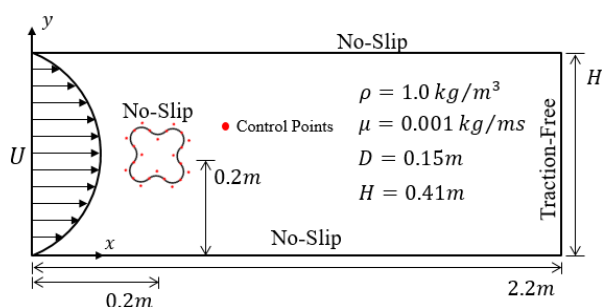


図-7 解析モデルおよび境界条件

表-2 解析メッシュ

メッシュ	節点数	要素数	円柱周り要素数
1	1669	3076	24
2	6365	12240	48
3	24496	48019	93

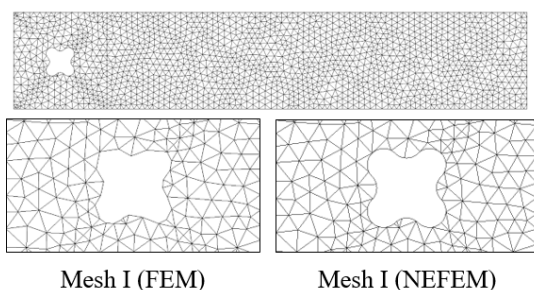


図-8 解析メッシュ

小時間増分量 0.001[s], 総ステップ数を 10000 として Reynolds 数 100 の解析を行った。

本解析では、構造物周りに対して 24, 48, 93 の 3 通りの解析メッシュを用いている。代表して構造物に対して 24 分割した最も粗い解析メッシュを図-8 に示す。先ほどの例題と同様、NURBS により形状再現性が極めて高いことがわかる。

4.1.1 解析結果

解析結果として、最終ステップ ($T=10[s]$) での NEFEM, 線形 FEM, 両手法における流れ方向流速の可視化結果を図-9 に示す。両手法における結果が定性的に一致しており、CAD で描かれた任意形状を有する構造物まわりの流体解析を行えることを確認した。

次に、図-10 に抗力係数における両手法の比較を示す。メッシュ 3 における解析結果を参照解としており、同様の解析結果が得れることを確認した。一方で、NEFEM における FEM に対する精度の優位性は確認できなかった。精度に関して今後さらなる検証が必要である。

5. おわりに

本研究では、NEFEM に基づく流体解析手法の構築を行い、例題として円柱まわり流れ解析、複雑形状まわりの流体解析に取り組み、以下の結論を得た。

- NEFEM では形状再現性における優位性を確認

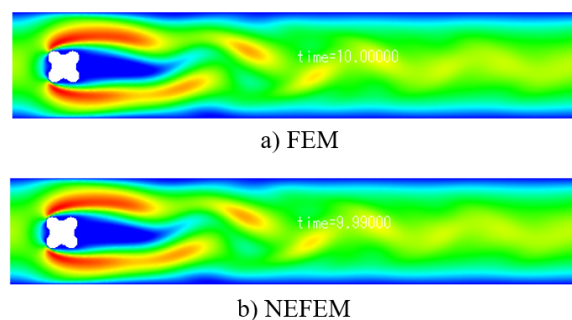


図-9 流れ方向流速可視化結果

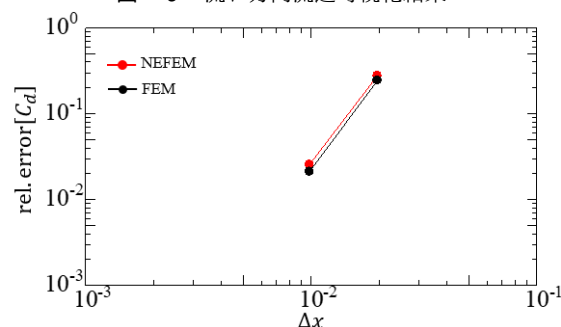


図-10 FEM との比較 (抗力係数相対誤差)

し、FEM と同等の計算時間で任意形状を完全に再現した流体解析を構築した。

- FEM と同様の解析結果が得られ、NEFEM に基づく流体解析手法の妥当性を確認した。

今後の課題は以下に示す通りである。

- NEFEM に基づく複雑形状を有する流体解析における定量的評価。
- 構造解析に IGA, 流体解析に NEFEM を適用した IGA-NEFEM 流体構造連成解析手法の構築。

参考文献

- 1) T.J.R.Hughes, J.A.Cottrell and Y.Bazilevs, Isogeometric analysis: CAD, finite elements, NURBS, exact geometry and mesh refinement, Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, Vol.194, pp.4135-4195, 2005.
- 2) J.A.Cottrell, T.J.R. Hughes and Y.Bazilevs, Isogeometric analysis: Toward integration of CAD and FEA, Wiley Publishing, 335p, 2009.
- 3) R.Sevilla, S.Fernandez and A.Huerta, NURBS - enhanced finite element method (NEFEM), International Journal for Numerical Methods in Engineering, vol76, pp56-83, 2008.
- 4) N.Hosters, J.Helmig, A.Stavrev, M.Behr, S.Elgeti, Fluid-Structure Interaction with NURBS-Based Coupling, RWTH Aachen University, 2018.
- 5) M.Make, T.Spenke, N.Hosters, M.Behr, Spline-Based Space-Time Finite Element Approach for Fluid-Structure Interaction Problems With a Focus on Fully Enclosed Domains, Computers and Mathematics Applications, 2022.
- 6) L.Piegl, W.Tiller, The NURBS book 2nd edition, Springer Science & Business Media, 1996.

有限要素法に基づく大規模並列音場解析による交通騒音評価システムの構築

Development of Traffic Noise Evaluation System by Large-Scale Parallel Sound Field Analysis Based on Finite Element Method

都市人間環境学専攻 博士前期課程2年 宮内 暖季
Haruki MIYAUCHI

1. はじめに

著者らは既往研究において、道路交通騒音を対象として波動音響理論に基づき、任意形状への適合性に優れた有限要素法を用いた音場解析手法の構築を行ってきた¹⁾。しかし、計算領域全体に対して均一なメッシュを用いていたため、メッシュの細分化には領域全体にわたる分割が必要となり、必要メモリ量の増大が課題となっていた。また、移動音源問題において、実測値との比較がなされておらず、妥当性の検証が不十分であった。

そこで本研究では、有限要素法に基づく大規模音場解析に対して、メッシュを時々刻々必要に応じて部分的に粗密付けを行うことが可能である Adaptive Mesh Refinement(AMR) 法を適用し、AMR 法の適用による精度比較を行った。また、時変量み込み演算による移動音源の考慮を行い、実測値との比較を行うことで、妥当性の検証を行った。さらに、Head Mounted Display(HMD) により Augmented Reality(AR) 技術を用いた騒音評価システムの構築を行うことで、システムの高品質化を図った。

2. 数値解析手法

交通騒音問題のような開空間を対象とした問題を扱う場合、有限な領域で計算を行う有限要素法では、仮想的に設定した開境界上にて適切な処理を行う必要がある。本研究では高精度な開境界処理が可能である PML(Perfectly Matched Layer) 法を用いた解析を行う。

2.1 支配方程式

支配方程式である3次元非定常修正波動方程式と、移流方程式を以下に示す。

$$\frac{\partial^2 p}{\partial t^2} + \alpha \frac{\partial p}{\partial t} + \beta p - c^2 \frac{\partial^2 p}{\partial x_i \partial x_i} - c^2 \frac{\partial \Phi_i}{\partial x_i} = 0 \quad \text{in } D, D_{\text{PML}}, \quad (1)$$

$$\frac{\partial \Phi_i}{\partial t} + A_{ij} \Phi_j + B_{ij} \frac{\partial p}{\partial x_j} = 0 \quad \text{in } D_{\text{PML}}, \quad (2)$$

ここで、 i, j については総和規約 ($i, j = 1, 2, 3$) を適用する。式中の D は計算領域、 D_{PML} は PML 領域、 x は3次元空間における座標変数、 t は時間を表す。また、 c は音速、 p は音圧、 Φ は PML を適用するための補助変数を表す。さらに、 A_{ij}, B_{ij} は行列 \mathbf{A}, \mathbf{B} の (i, j) 成分であり、スカラー量 α, β および行列 \mathbf{A}, \mathbf{B} については文献¹⁾を参照されたい。なお、解析領域 D 内では σ_i およ

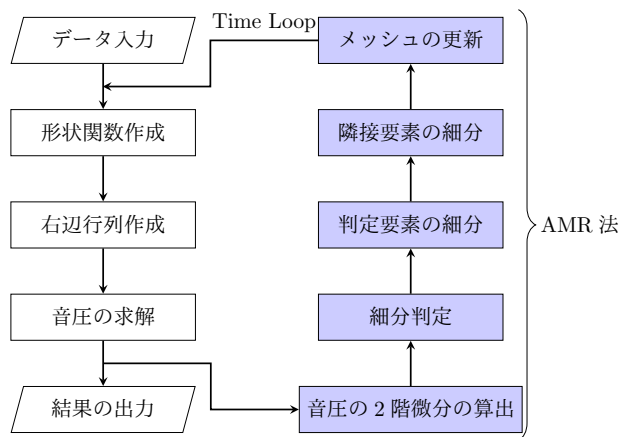


図-1 解析のフローチャート

び Φ_i が0となるので通常の波動方程式を解くことに等しい。

2.2 有限要素法に基づく数値解析

式(1)、(2)に対して Galerkin 法に基づく重み付き残差法を適用して得られる弱形式に対して、有限要素として四面体1次要素を用いると、各要素における半離散化方程式は以下ようになる。

$$\mathbf{M}_e \frac{\partial^2 \mathbf{p}}{\partial t^2} + \alpha \mathbf{M}_e \frac{\partial \mathbf{p}}{\partial t} + \beta \mathbf{M}_e \mathbf{p} + \mathbf{K}_e \mathbf{p} - \mathbf{S}_{ie} \Phi_i = \mathbf{F}_e, \quad (3)$$

$$\mathbf{M}_e \frac{\partial \Phi_i}{\partial t} + A_{ij} \mathbf{M}_e \Phi_j + B_{ij} \mathbf{S}_{je} \mathbf{p} = 0, \quad (4)$$

ここで、 \mathbf{M}_e 、 \mathbf{K}_e 、 \mathbf{S}_{ie} 、 \mathbf{F}_e はそれぞれ各要素の質量行列、拡散行列、移流行列、境界積分項を表す。そして、式(3)、(4)をすべての要素について重ね合わせると、全体系に対する半離散化方程式が得られる。時間方向の離散化には中心差分を用い、陽解法を適用するために質量行列に集中化を施す。

なお、移動音源の考慮には時変量み込み演算を使用した⁴⁾。

2.3 AMR 法

音波の伝播特性を正確に捉えるためには、広範な周波数範囲を考慮する必要がある。そこで本研究では、計算解の変化率を指標にし、メッシュを時々刻々必要に応じて部分的に粗密付けを行うことが可能である AMR 法を適用する。図-1 に解析のフローチャートを示す。細分化は音圧値に着目し、未知数である音圧の求解を行い、その音圧を用いて AMR 法を適用する。

2.3.1 細分判定

本研究では、各要素における音圧の2階微分値(変化率)によって細分の判定を行う。この考えは、1次要素を用いた場合の補間誤差が物理量の2階微分値に依存することに基づいている。最小二乗法によって得られる節点での音圧の1階微分値を用いて各要素の音圧の2階微分値を求め、条件を満たす場合は細分要素として判定する。

2.3.2 判定要素の細分

本研究では、空間方向の離散化に有限要素法を用い、有限要素として四面体1次要素を用いるため、図-2に示すように、細分判定要素に対して、要素を構成する6つの辺の midpoint に中間節点を追加し、元の要素の頂点を1つ含む小四面体4つと、中間節点により生成される八面体1つに分割する。そして、八面体に対角線を引き、4つの小四面体に分割する。このとき、対角線の引き方は3通りあるが、分割後のメッシュの品質も考慮して最も短い対角線を用いて分割する²⁾。これにより、1つの四面体要素から8つの細分化された四面体要素を生成することができる。なお、図中の黒丸は元の要素の節点、赤丸は細分により生成される節点を表す。

2.3.3 隣接要素の細分

前節で示す方法で細分判定要素の細分を行うと、細分判定要素の隣接要素において、節点位置が一致しないハンギングノードが発生してしまう。ハンギングノードの発生を避けるため、細分判定要素の隣接要素についても細分を行う。隣接要素の細分方法は、要素に対して追加される節点数および位置関係によって分けられ、全部で3パターン存在する³⁾。

- 要素内で1点追加する場合(case1)
- 要素内の同一面に2~3点追加する場合(case2)

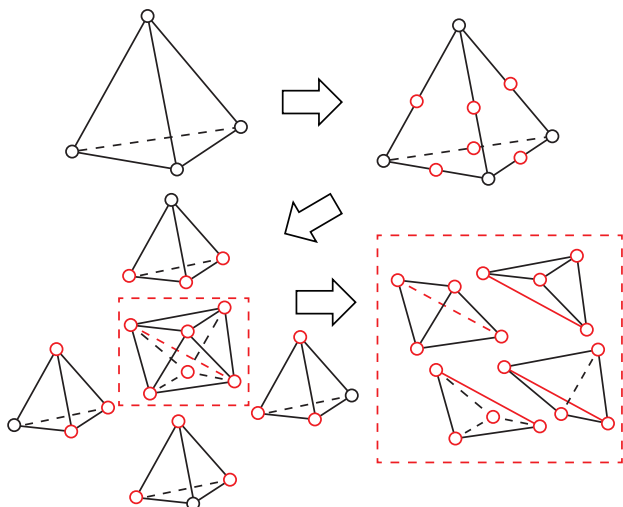


図-2 細分判定要素の細分

- 要素内で4点以上、または異なる面に2点以上追加する場合(case3)

図-3にそれぞれのケースの分割パターンを示す。case1においては、2つの小四面体に分ける。case2においては、同一面に3点存在するように中間節点を追加し、4つの小四面体に分ける。case3においては、要素を構成するすべての辺に中間節点を追加し、前項で示した細分判定要素と同様に8つの小四面体に分ける。これらの操作をハンギングノードが解消されるまで繰り返す。

以上の流れにより、局所的なメッシュの細分を行う。

3. 数値解析例

遮音壁周辺の大規模問題に対して、AMR法を適用し、元のメッシュおよび全体細分メッシュを用いた解析との比較を行った。また、受音点でのインパルス応答と実音源との時変畳み込み演算を行い、実測値との比較を行った。

3.1 解析条件

図-4に解析モデルを示す。音速、時間増分、空間離散化幅はそれぞれ、340.0m/s, 6.67×10^{-5} [s], 0.022mとしている。境界条件は、壁面、地面部ともに完全反射

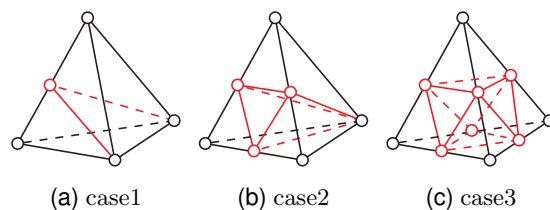


図-3 隣接要素の分割パターン

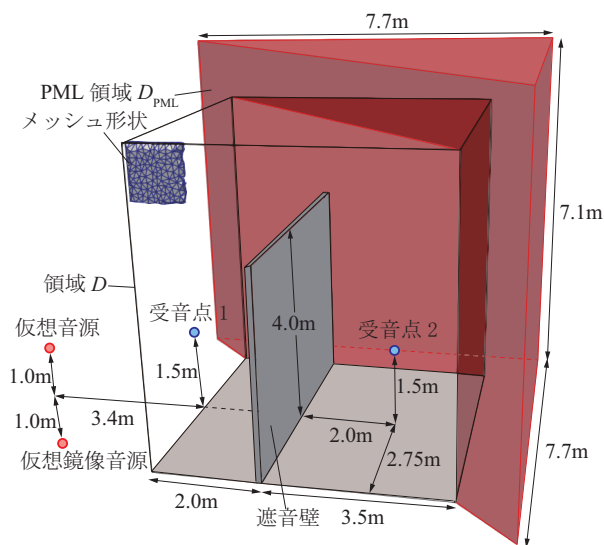


図-4 解析モデル

としている。なお、初期メッシュの節点数、要素数はそれぞれ約 4000 万、約 2 億 4000 万である。

3.2 解析結果

図-5 に遮音壁と直交する鉛直中心断面の音圧分布およびメッシュを示す。音の伝播に応じて、部分的にメッシュ細分が行われていることが確認できる。図-6 に各受音点における時刻歴波形を示す。AMR 法の適用により、元のメッシュ (Original Mesh) による結果に比べて、数値振動を抑えられていることが確認できる。また、

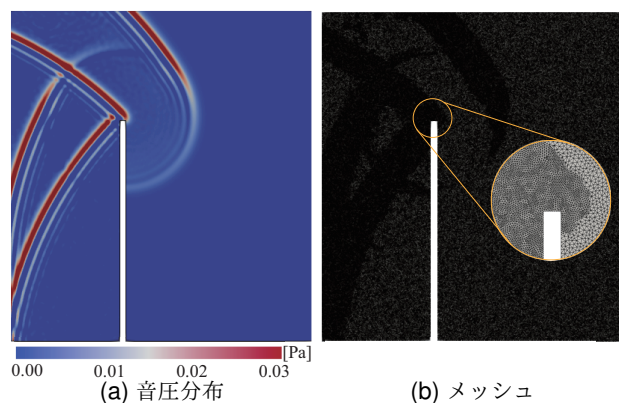
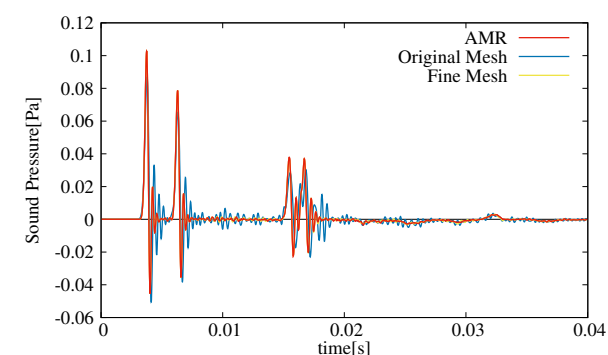
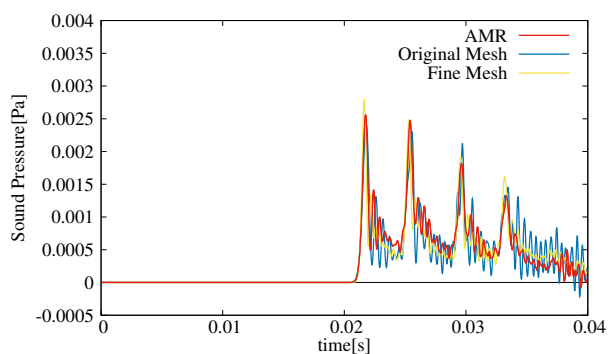


図-5 可視化結果 ($t = 0.0114674[s]$)



(a) 受音点 1



(b) 受音点 2

図-6 受音点における時刻歴波形

AMR 法による結果は全体細分メッシュ (Fine Mesh) による結果と良い一致を示していることが確認できる。

図-7 に全体細分メッシュの節点数に対する AMR 法の節点数率の推移を示す。AMR における節点数は最大でも全体細分メッシュの約 37% であり、必要メモリ量を大幅に削減できていることが確認できる。

3.3 可聴化結果

移動音源として、ガソリン車と EV 車の走行音を用い、各受音点におけるインパルス応答との時変畳み込み演算を行った。走行音には、茨城県つくば市 国土技術総合研究所試験走路にて採取した。遮蔽物のない区間における定速走行時の音源を定常音化したものを使用している。走行条件は、遮音壁を有する 80m の区間を時速 90km で走行する事を仮定している。なお、実測値には、同試験走路における遮音壁区間における測定値を使用した。図-8 にガソリン車、電気自動車の受音点における時変畳み込み演算結果を示す。受音点 1 において、両車種ともに時変畳み込み演算結果は実測値と良い一致を示していることが確認できる。一方、ガソリン車の受音点 2 における時変畳み込み演算結果は、実測値のユニットパターンと概ね一致しているものの、最大値において差が生じていることが確認できる。これは解析において、遮音壁の内部構造などについて考慮できていないことが原因であると考えられる。また、電気自動車の受音点 2 における時変畳み込み演算結果は、実測環境における暗騒音の影響により一部乖離が生じていることが確認できる。

4. HMD 型 AR 可聴化システム

時変畳み込み演算によって得られた受音点における計算結果を用いて、HMD 型 AR に基づく可聴化・可視化システムの構築を行った。

4.1 システム概要

デバイスには、Meta 社製の HMD である Meta Quest 3 を用いる。数値解析によって得られた受音点における

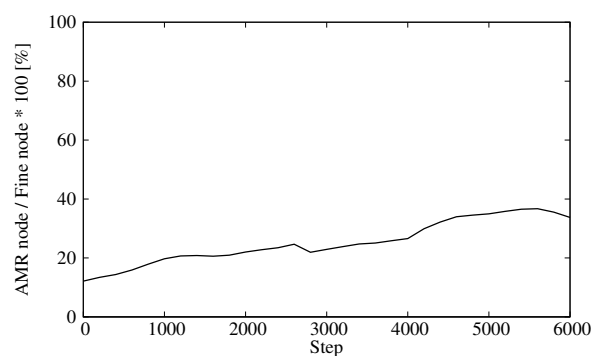


図-7 AMR 法節点数率推移

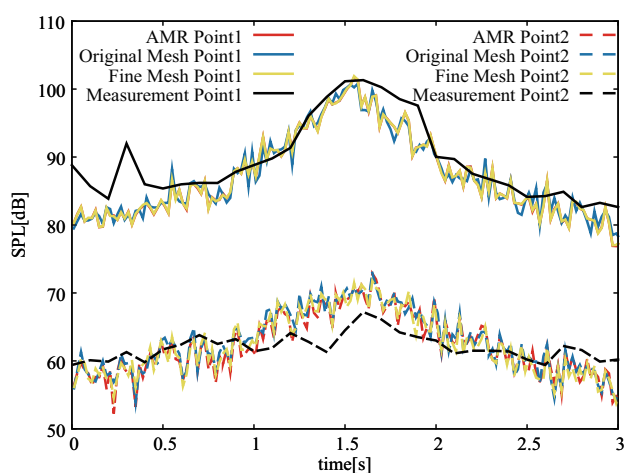
畳み込み結果データを読み込み，Unity を用いて CG による周辺環境の描画，立体視画像の作成および立体音響場の構築を行う．なお，音響や描画は C# スクリプトにより制御している．3D モデルは，Unity 内の GameObject により作成するとともに，CAD ソフトにより作成された車両モデルを使用した．

図-9 にシステム体験中の様子を示す．HMD のパススルー機能を用いた HMD 型 AR によるシステムの開発により，使用する 3D モデルを最小限に抑えつつ，高品質なシステムの構築が可能となった．

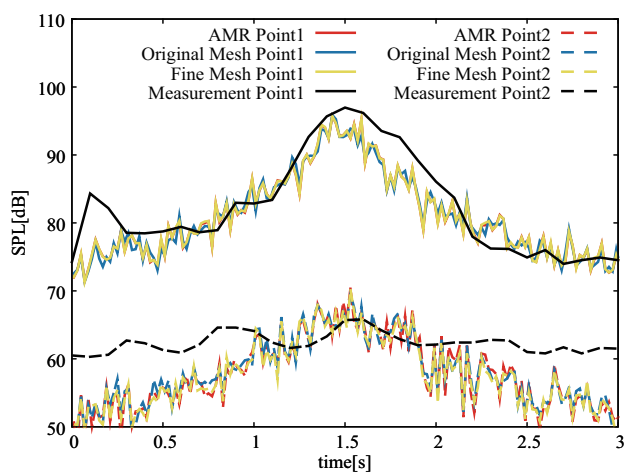
5. おわりに

本研究では，有限要素法に基づく音場解析に対して，AMR 法の適用を行うとともに，移動音源問題において実測値との比較を行った．また，HMD 型 AR に基づく可聴化・可視化システムの構築を行った．その結果，以下の結論を得た．

- AMR 法の適用により，音の伝播に応じて，局所



(a) ガソリン車



(b) 電気自動車

図-8 受信点における時変畳み込み演算結果

的なメッシュ細分化が行われ，必要メモリ量を大幅に抑えながら，精度良く解析が行うことができる．

- 時変畳み込み演算による移動音源の考慮により，遮音壁前方においては実測値と良い一致を示している．
- HMD 型 AR に基づく可聴化システムの構築により，使用する 3D モデルを最小限に抑えつつ，高品質なシステムの構築が可能である．

今後は，遮音壁の内部構造の考慮，交通シミュレーションの考慮によるデジタルツインの高品質化などについて行う予定である．

参考文献

- 1) 深澤一志，宮内暖季，樫山和男，吉川仁：有限要素法による音場解析手法の構築とその可聴化，土木学会論文集，土木学会，Vol.80，No.15，23-15021，2024．
- 2) 吉村忍，徳永健一，杉本振一郎，奥田洋司，末光啓二，加藤千幸，山出吉伸，吉村英人：並列モデル細分化による大規模有限要素解析の効率化，日本計算工学会論文集，計算工学会，Vol.2013，p.20130012，2013．
- 3) Nakajima, K. and Okuda, H.: Parallel 3D Adaptive Compressible Navier-Stokes Solver in GeoFEM with Dynamic Load-Balancing by Drama Library, *Lecture Notes in Computer science*, Vol.2110, pp.183-193, 2001.
- 4) 今井啓太，吉町徹，樫山和男：吸音モデルを考慮したインパルス応答解析手法の構築と VR 技術を用いた可聴化，土木学会論文集 A2(応用力学)，Vol.75，No.2，pp.I.259-I.267，2019．



(a) ガソリン車



(b) 電気自動車

図-9 システム体験の様子

航空写真を用いた深層学習に基づくデータ不均衡性を考慮した 土地利用分類モデルの構築

*Development of a Land Use Classification Model Considering Data Imbalance
Based on Deep Learning Using Aerial Photographs*

都市人間環境学専修士 2 年 羽物 裕人
Yuto HABUTSU

1. はじめに

土地利用データは、都市開発計画や災害シミュレーション¹⁾など、多岐にわたる分野で活用されている。しかし、従来の土地利用データの多くは目視判読によって作成されており、高解像度なデータを作成および更新するには多大な労力を要する。そのため、更新頻度が低く、最新の土地利用データを津波や洪水氾濫の数値解析に活用する際には、大きな負担が生じる課題がある。

近年、AI 技術の発展に伴い、深層学習を用いた土地利用分類の研究^{2) 3)}が進められている。しかし、いまだに 1m 級の解像度の土地利用データは整備されておらず、土地利用データの高解像化および作成の自動化には依然として課題が残る。

そこで本研究では、国土地理院が公開する航空写真⁴⁾および数値地図 5000⁵⁾を用い、深層学習により高速かつ高解像度な土地利用データを作成し、防災シミュレーションや都市開発に効率的に活用可能で詳細な土地利用分類を実現することを目的とする。本論文では、深層学習に基づく土地利用分類モデルを構築し、データの不均衡性に対応する手法を導入することで、分類精度の向上を図った。また、転移学習における最適な分類モデルを検討するため、従来モデルと本モデルの分類精度を比較した。

2. 土地利用分類のためのデータセット構築

深層学習モデルの構築・検証手順を図-1 に示す。プリプロセスとして、航空写真と土地利用データを取得し、深層学習モデルに入力する学習データを作成する。メインプロセスでは、深層学習モデルの設定、学習条件の設定及び学習を実行する。最後にポストプロセスにおいて結果の評価を行い、本モデルの汎用性の検証を行う。

2.1 使用データの概要

本研究で使用するデータの例を図-2 に示す。図-2 に示すデータ作成地域は兵庫県宝塚市であり、学習用データを作成したうちの 1 例である。

2.1.1 航空写真

本研究では、深層学習モデルの入力データとして国土地理院が令和 2 年 5 月から提供開始した年度別空中写真(2007 年度以降)⁴⁾を用いた。この写真は、衛星画像に比べて低い高度から撮影が行われるため、比較的高解像度の画像を取得することができる。

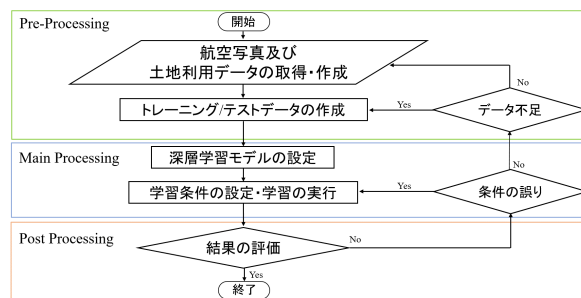


図-1 フローチャート

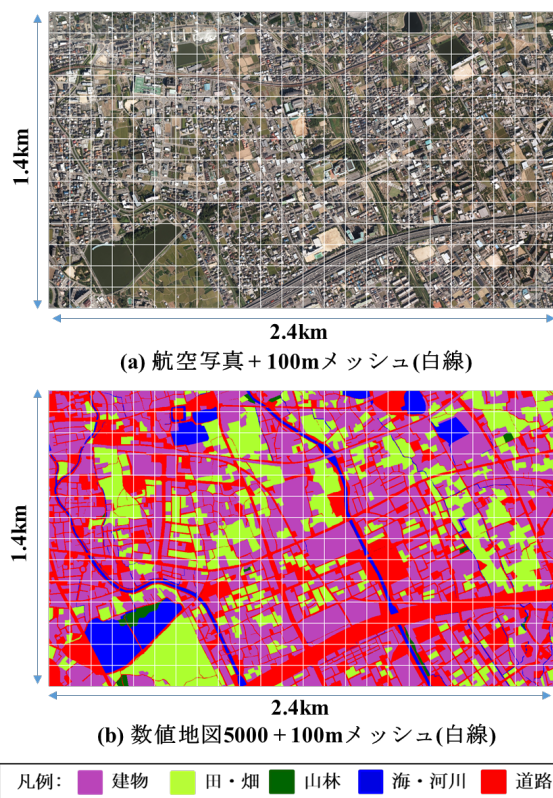


図-2 使用データ例

2.1.2 数値地図 5000

本研究では、深層学習モデルの教師データとして数値地図 5000⁵⁾を用いた。数値地図 5000 は、三大都市圏(首都圏、中部圏、近畿圏)を対象領域として実施された宅地利用動向調査による土地利用状況の成果を各圏で数値データにまとめたものである。この中で最新のデータである近畿圏 2008 年のデータのみを教師データに用いた。数値地図 5000 のラベル項目は、17 項目に分類されるが、本研究では浸水シミュレーションへの活用を目

表-1 土地利用項目と粗度係数の関係

数値地図 5000 土地利用区分	設定した 土地利用区分	粗度係数
一般低層住宅	建物	0.040
密集低層住宅		
中高層住宅		
商業・業務用地		
工業用地		
その他公共公益施設用地	田・畑	0.020
田、畑・その他農地		
山林・荒地等		
河川・湖沼、海		
公園・緑地等		
造成中地	道路	0.025
道路用地		
空地、その他		

的として、ラベル項目を建物、田・畑、山林、海・河川、道路の5項目とした。この土地利用5項目と粗度係数との関係を表-1に示す。

2.1.3 100m メッシュの作成

セマンティックセグメンテーションを実行する上で必要であるオリジナル画像とラベル画像を作成するために、GISソフトを用いて、100mメッシュを作成した。

2.2 学習データの作成プロセス

本研究では、トレーニングデータ及びテストデータはGISソフトを使用し、画像処理(図-2, 3)を行うことで作成した。

2.2.1 トレーニングデータ作成方法

トレーニングデータは航空写真と数値地図5000に対し100mメッシュを用い、格子状に画像分割処理することによりオリジナル画像とラベル画像を作成する。この処理により作成された画像データ例を図-4に示す。入力データであるオリジナル画像(図-4(a))と教師データであるラベル画像(図-4(b))をペアリングしてデータを作成する。以上の方法により、約100箇所の地域で、解像度が約0.3mであるトレーニングデータを32,406ペア作成した。約100箇所の地域は、撮影状況と撮影年度で解像度が変化する航空写真のノイズをできる限り小さくするために、目視判読により解像度が高く土地利用の境界が分かりやすい地域を選定した。また、構築する深層学習モデルが兵庫県宝塚市のような都市部だけでなく、山際や海沿いの地域など異なる地域特性を持つ地域や同じ分類項目でも季節によって特徴が異なる地域にも深層学習モデルが対応できるように様々な地域でデータ作成を行った。

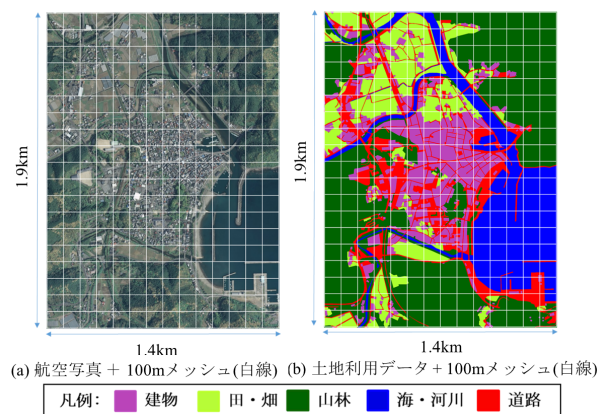


図-3 テストデータ作成方法

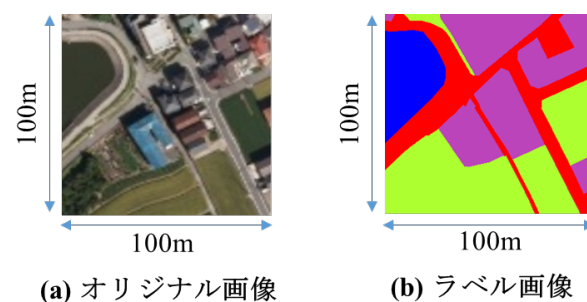


図-4 画像データの例

2.2.2 テストデータ作成方法

テストデータの対象地域は浸水シミュレーションへの適用を想定し、高知県中土佐町久礼地区とした。使用した航空写真、作成した土地利用データおよび100mメッシュを図-3に示す。テストデータについても、トレーニングデータと同様の方法(図-2(a), (b))を用いて作成する。しかし、対象地域には数値地図5000が存在しないため、代替として土地利用図をGISソフトにより手作業で作成した。航空写真の目視判読により土地利用図を作成するため、できる限り数値地図5000と土地利用の判別基準が変わらないように作成した。この範囲の土地利用図を作成するのに要した時間は、約24時間であった。

3. 深層学習による土地利用分類モデルの構築

本研究は、画像分類手法のベースモデルとして、完全畳み込みニューラルネットワークの終盤層に空間ピラミッドプーリングを用いるPSPNet(Pyramid Scene Parsing Network)⁷⁾を採用した。PSPNetのバックボーンには、ResNet-50を採用した。また、提案モデルとして、既往研究モデルであるPSPNetに学習データのクラス不均衡性による精度低下を緩和できるAttention機構を導入したモデル(以降、Attention-PSPNet)を構築した。深層学習モデルの概略図を図-5に示す。次項でPSPNetと導入したAttention機構の概要を述べる。

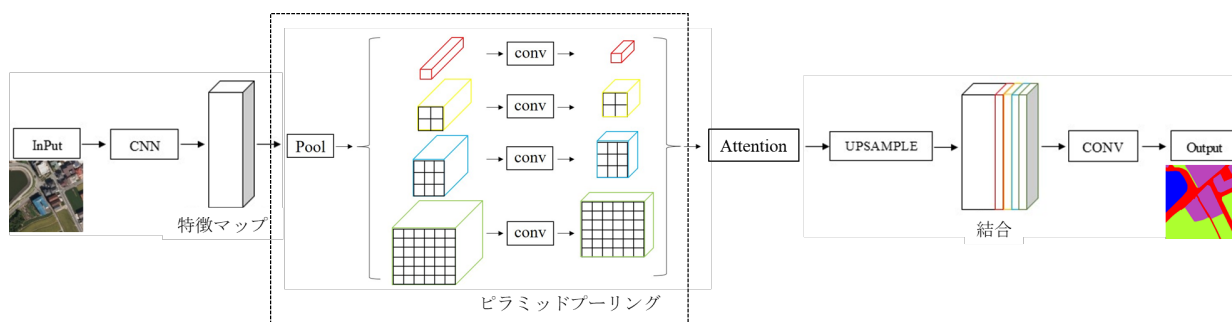


図-5 分類に使用したネットワークモデル図

3.1 PSPNet の構造と特徴

PSPNet は、Encoder で得られる画像サイズの小さい特徴マップに対して複数の解像度で Max Pooling を行う。このピラミッドプーリングにより、それぞれのスケールで捉えた複数の特徴マップが得られる。得られた各特徴マップを元の特徴マップと同一スケールにアップサンプリングする。アップサンプリングされた各特徴マップを元の特徴マップにチャンネルを追加する方法で連結を行う。これにより、大域的な特徴を捉えられることに加え、局所的な細かい特徴を得ることが可能になる。この連結した特徴マップに対してフィルタサイズ 1×1 の畳み込み処理を行い、Semantic Segmentation の結果を得る。

3.2 Attention 機構の構造と特徴

本研究では、セマンティックセグメンテーションの精度向上を目的として、Channel Attention および Spatial Attention を組み合わせた機構を採用した。これらの Attention 機構は、それぞれ異なる側面から特徴マップを強調し、重要な情報を効果的に抽出することを可能にする。Channel Attention は、特徴マップ内の各チャンネルの重要度を動的に再評価し、チャンネル間の相関性を考慮する手法である。このメカニズムでは、入力特徴マップをグローバルにプーリングし、チャンネルごとのスケールを計算することで、重要なチャンネルを強調する。

一方、Spatial Attention は、空間的な情報に基づいて特徴マップ内の重要領域を強調する手法である。通常、チャンネル方向にグローバルプーリング（最大値や平均値）を適用して空間的注意スコアを計算し、それを入力特徴マップに掛け合わせることで重要な領域を抽出する。

3.3 モデルの学習設定

3.3.1 ハイパーパラメータの設定

表-2 に PSPNet のハイパーパラメータの学習条件を示す。損失関数、最適化アルゴリズム、活性化関数、学習率は、一般的に使用されているパラメータや数値を用いた。学習回数は 50 回とし、学習精度の不安定性を抑制するために学習率減衰を用いて学習の振動が収束するように設定した。また、検証データは学習用データに対して、2 割のデータを確保することが一般的であるため、学習用データの内、8 割をトレーニングデータ、2 割を

表-2 モデルのパラメータ条件

損失関数	Cross Entropy
最適化アルゴリズム	Adam
活性化関数	ReLU関数, Sotmax関数
学習率	0.001
学習率減衰	学習回数40回で0.1倍
学習回数	50回
トレーニングデータ	25,924 ペア
検証データ	6,482 ペア
テストデータ	266 ペア
画像入力サイズ	296*296

検証データとし、学習用データセットを準備した。

3.4 評価指標

分類結果の評価指標には、全体的な分類性能を評価できる正解率 (Pixel Accuracy) の式 (1)、適合率 (Precision) の式 (2) と再現率 (Recall) の式 (3) との調和平均である F1 Score の式 (4) を用いた。

$$\text{正解率 (Accuracy)} = \frac{TP + FP}{TP + FP + FN + TN} \quad (1)$$

$$\text{適合率 (Precision)} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$\text{再現率 (Recall)} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$F1 \text{ score} = \frac{2 \cdot \text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4)$$

ここで、TP はクラスに対する True Positive の数、TN はクラスに対する True Negative の数、FP はクラスに対する False Positive の数、FN はクラスに対する False Negative の数である。

3.5 開発環境

本研究では、東京科学大学のスーパーコンピュータである TSUBAME4.0 を利用して深層学習モデルの学習を実行した。ハードウェア環境は、CPU は AMD EPYC 9654(8 コア, 2.4GHz), GPU は NVIDIA H100 SXM5 48GB である。ソフトウェア環境は Jupyter lab を使用した。

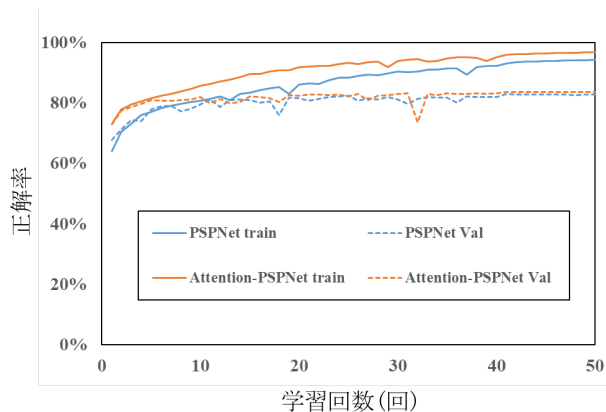


図-6 分類モデルの学習推移

3.6 分類モデルの学習結果

本節では、構築した深層学習モデル PSPNet と Attention-PSPNet の検証段階までの学習精度を比較する。図-6 に分類モデルの学習推移を示す。各条件における分類モデルは、全ての条件でトレーニングの Pixel Accuracy が約 95%，検証の Pixel Accuracy が約 80% である高精度なモデルが構築できた。また、学習率減衰を適用することで、学習精度の不安定性が抑制され、安定して収束した結果となった。次に、最適なモデルを検討するために、テストデータを用いて転移学習を行い、モデルの汎化性能の比較を行う。

3.7 転移学習結果

構築したモデルに対して、高知県中土佐町久礼地区のテストデータを用いて転移学習を実行した。転移学習結果の可視化結果と混同行列を図-7 と表-3 に示す。これらより、Attention 機構を導入した条件 2の方が条件 1 に比べて、正解率と F1 Score が約 5% の精度が向上した。また、適合率および再現率においても、大きく精度が低下することはなく、多くの項目で精度が向上したことを確認した。このことから、深層学習モデルに Attention 機構を導入することは、モデルの汎化性能向上に有効であることを確認した。

さらに、従来の目視判読による作成方法ではデータを作成するのに約 24 時間を要していたのに対し、本手法では約 1 分ほどで予測結果を得ることができた。これらの結果から、本手法が高速かつ高解像度な土地利用分類を実現できることを確認した。

4. おわりに

本研究では、航空写真を用いた深層学習によるデータ不均衡性を考慮した土地利用分類モデルの構築を行った。従来モデルと本モデルにおける転移学習の精度比較を行った結果、以下の結論を得た。

- 本手法により、高速かつ高解像度な土地利用分類が可能であることを確認した。
- 深層学習モデルに Attention 機構を導入したこと

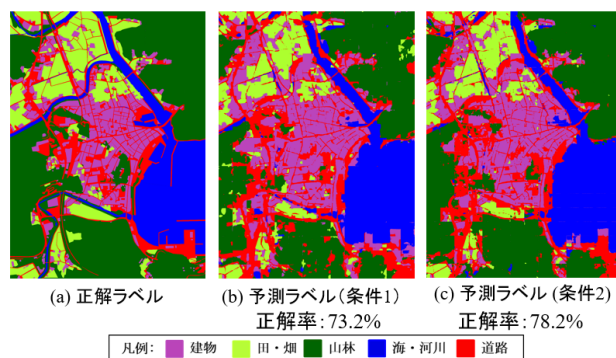


図-7 転移学習の可視化結果

表-3 転移学習の混同行列

条件1		予測					
実地	建物	3,016,023	57,762	18,522	15,434	395,832	86.1%
	田畑	421,490	2,039,201	34,575	135,688	506,489	65.0%
	山林	388,489	267,766	6,667,090	92,555	1,844,834	72.0%
	海・河川	228,875	36,583	5,382	3,470,835	303,214	85.8%
	道路	1,133,057	135,734	21,454	212,604	1,856,368	55.3%
	適合率	58.1%	80.4%	98.8%	88.4%	37.8%	F1:72.7%
	再現率	86.1%	65.0%	72.0%	85.8%	55.3%	

条件2		予測					
実地	建物	2,955,377	52,823	36,497	22,826	436,050	84.4%
	田畑	316,139	2,030,240	111,449	98,591	581,024	64.7%
	山林	184,317	43,654	7,658,909	96,723	1,277,131	82.7%
	海・河川	126,822	34,770	28,225	3,508,034	347,038	86.7%
	道路	860,813	100,232	63,761	260,835	2,073,576	61.7%
	適合率	66.5%	89.8%	97.0%	88.0%	44.0%	F1:77.0%
	再現率	84.4%	64.7%	82.7%	86.7%	61.7%	

により、転移学習における汎化性能が向上した。

今後は、深層学習モデルの汎化性能向上に向けて、拡散モデルと本モデルの組み合わせたモデルの開発及びより良質なデータセットの構築を行う予定である。

参考文献

- 1) 小谷美佐, 今村文彦, 首藤伸夫, GIS を利用した津波遡上計算と被害推定法, 海岸工学論文集, Vol.45, 1998.
- 2) 平山颯太, 田殿武雄, 大木真人, 水上陽誠, 奈佐原(西田) 顕郎, 今村功一, 平出尚義, 大串文美, 道津正徳, 山之口 勲: JAXA 高解像度土地利用土地被覆図日本域 21.11 版 (HRLULLC-Japan v21.11) の作成, 日本リモート学会誌, Vol.42, No.3, pp.199-216, 2022.
- 3) 児島利治, Chantsal NARANTSETSEG, 大橋慶介: 深層学習を用いた地形図の土地利用分類, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.77, No.4, pp.400-411, 2021.
- 4) 国土交通省国土地理院: 年度別空中写真 (2007 年度以降), <https://www.gsi.go.jp/gazochosa/gazochosa40001> (参照 2022-8-25)
- 5) 国土交通省国土地理院: 数値地図 5000, <https://www.gsi.go.jp/kankyochiri/lum-5k.html> (参照 2022-8-25)
- 6) 利根川大介, 檜山和男: 安定化有限要素法による津波遡上及び流体力の解析手法の構築, 応用力学論文集 (土木学会), Vol.12, pp.127-134, 2009.
- 7) Zhao, H., Shi, J., Qi, X., Wang, X., and Jia, J.: Pyramid Scene Parsing Network, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.2881- 2890, 2017.

マーカーベースとロケーションベースの ハイブリッド手法を用いたMR可視化システムの構築

Development of a MR visualization system using hybrid method of marker-based and location-based

都市人間環境学専攻 博士前期課程 2年 中祖 諒大
Ryoudai NAKASO

1. はじめに

近年、マーカーベース手法やロケーションベース手法を用いた可視化システムの構築^{1) 2)}や土木分野への適用^{3) 4)}が行われてきた。しかし、既往のシステムは一般にいずれかの重畳方式が用いられていたため、屋外において高精度な重畳の維持が困難であった。

そこで、本論文は屋外において Mixed Reality⁵⁾ (複合現実感、以降 MR) 可視化を高精度に行うことを目的として、位置情報の受信状況に応じてロケーションベース手法とマーカーベース手法の切り替えが可能な可視化システムの構築を行った。また、水面以下の構造物の可視化を違和感なくかつ深さ方向の可視化を定量的に行うための可視化表現 (以降、開口部モデル) を導入した。

本システムの妥当性と有効性を検証するため、道路橋の橋脚基部に対して適用を行い、重畳精度の検証を行った。また、遠方からの可視化表現の検討として、複数の新たな開口部モデルを提案し、比較を行った。

2. MR 可視化システム

(1) 開発環境

本研究では、統合開発環境として Unity を使用し、開発キットとして Mixed Reality Toolkit および Vuforia を使用した。可視化デバイスには、Microsoft 社製の HMD である HoloLens 2 を使用した。位置情報の取得には、オープンスカイ環境においてネットワーク型 RTK 測位によりセンチメートル級の測位が可能な GNSS 受信機である QZNEO を用いた。受信機からデバイスへ位置情報を送信する際の通信プロトコルは、UDP 通信を用いた。図-1 にデバイス構造を示す。2 台の受信機は、方位角補正を自動的行うため、デバイス上部に 50cm 離して設置した。

(2) プリプロセス

Unity において、可視化情報及び位置情報を入力する。可視化情報の入力では、可視化対象及び開口部モデル等の 3D データを入力する。位置情報の入力では、ロケーションベース手法で用いる 3D モデルの重畳位置の緯度、経度、楕円体高、およびマーカーベース手法で用いるマーカーの設置位置を入力する。

(3) メインプロセス

本システムのフローチャートを図-2 に示す。本システムはアプリケーション起動時、利用者が屋外のオープンスカイ環境にいることを前提とする。起動と同時に位置情報の取得を開始し、1 秒後に位置情報を用いた方位角の補正を一度実行する。その後、ロケーションベース手法による位置

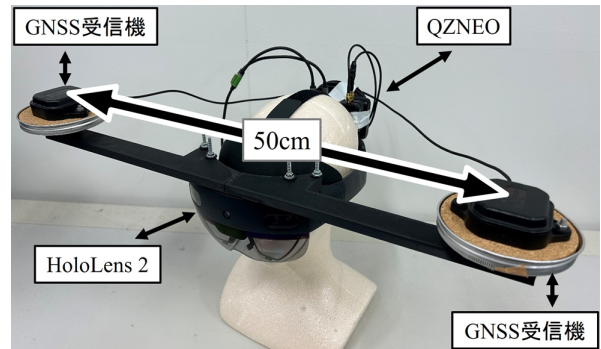


図-1 デバイス構造

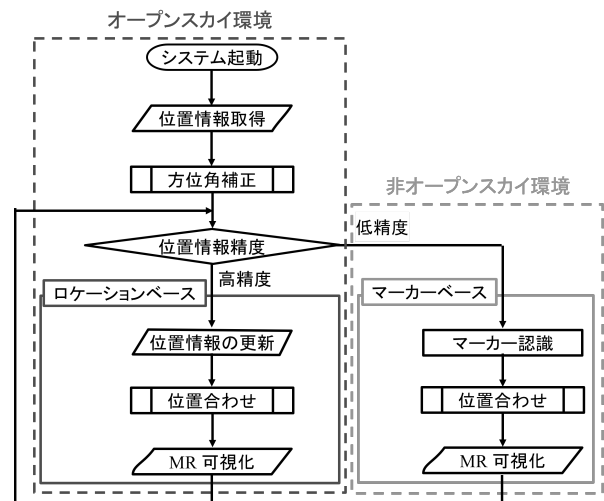


図-2 本システムのフローチャート

合わせを行う。また、利用者が非オープンスカイ環境に移動した際にはマーカーベース手法に切り替えることで、高精度な重畳の維持を図る。

(a) 方位角補正

本システムはアプリケーション起動時、重力方向の逆向きを y 軸の正、デバイスの正面方向を z 軸の正とした左手系の座標系が仮想空間内に構築される。そのため、ロケーションベース手法による高精度な重畳を実現するためには、現実空間の北と仮想空間の z 軸、東と x 軸を一致させる必要がある。そこで、方位角補正を実行する。具体的な方位角の補正方法は論文²⁾を参照されたい。

(b) 重畳手法の切り替え

ロケーションベース手法は重畳精度が位置情報の精度に依存するため、非オープンスカイ環境への適用は困難である。そこで、本システムでは GNSS 受信機をもとに位置情

表-1 GNSS 受信機の受信状況の定義

数値表記	受信状況	推定精度
0	受信不可	-
1	単独測位	3.0m
2	相対測位	40cm
5	Float(RTK 測位完了前)	20cm
4	Fixed(RTK 測位完了)	2cm

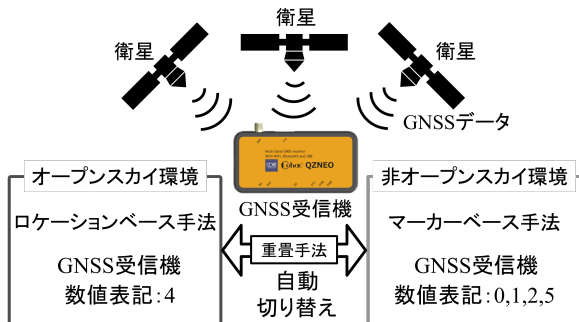


図-3 重畳手法の切り替え

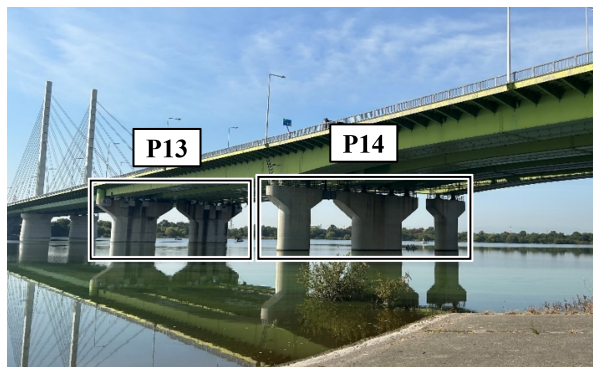


図-4 可視化対象の道路橋

報精度の判定を行う。表-1 に示すように、本機は位置情報が最高精度で取得されている場合には4、それ以外の場合には0, 1, 2, 5 という数値を示す。これらをもとに、位置情報精度の低下が確認された場合には、図-3 に示すように重畳精度が位置情報に依存しないマーカーベース手法への切り替えを自動的に行う。

(c) 位置合わせ・MR 可視化

受信状況をもとに選択された重畳手法で、位置合わせ・MR 可視化を実行する。各重畳手法の位置ならびに回転に関する補正方法は論文^{1) 2)}を参照されたい。

3. 橋脚基部可視化への適用

(1) 実施環境

可視化対象は、図-4 に示す道路橋の橋脚基部である。重畳に先立ち、図-5 に示す実施環境周辺 6) で位置情報の受信状況の検証を行った。図-6 より、受信状況は道路橋の端である、天空率が 50 % となる地点で変化することを確認した。本結果をもとに、マーカーベース手法で用いるマーカーは、図-4 に示す橋脚 P14 に貼り付けた。

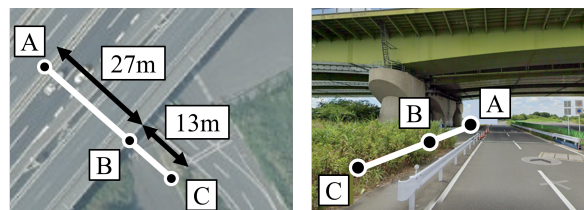


図-5 検証環境

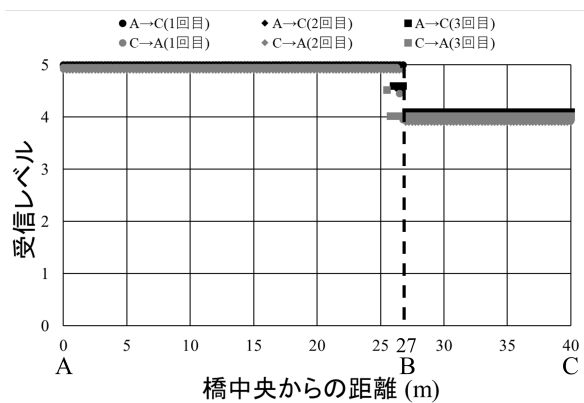
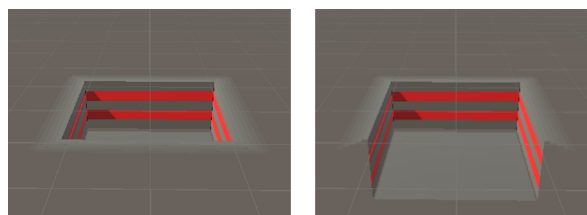


図-6 検証結果



(a) モデルタイプ1

(b) モデルタイプ2

図-7 本システムに適用する開口部モデル



図-8 重畳結果確認の流れ

(2) 開口部モデル適用の提案

本システムは、3D モデルが現実世界の全ての物体の手前に可視化されるため、違和感のある可視化結果となる。この問題を解決するために、開口部モデルの適用を行う。本モデルの詳細は論文¹⁾を参照されたい。

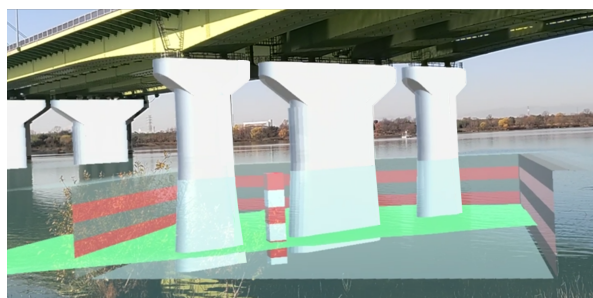
本システムに適用するモデルを図-7 に示す。本適用例では、先行研究 1) で提案された図-7(a) に示すモデルタイプ1に加え、遠方からの可視化の際に開口部内部に位置する3D モデルの視認が容易になるように手前の面を削除した、図-7(b) に示すモデルタイプ2の適用を提案する。

(3) 重畳結果

重畳結果の確認は図-8⁶⁾に示すように地点 A'、B'、C'、B' の順に行う。地点 A' および B' はオープンスカイ環境



(a) 開口部モデル適用なし



(b) 開口部モデル適用あり

図-9 地点 A' からの重畳結果

であるため、ロケーションベース手法による重畳結果の確認を行う。また、各開口部モデルの適用による可視化結果の変化について、比較を行う。一方、地点 C' は非オープンスカイ環境であるため、重畳手法を切り替える前のロケーションベース手法と、切り替え後のマーカーベース手法の重畳精度の比較を行う。

(a) 地点 A' からの重畳結果

図-9 より、誤差数 cm 程度で高精度に重畳が行えることを確認した。また、タイプ 2 の開口部モデルを適用することで、深さ方向の定量的な評価が可能な一方、手前の面を削除したことにより、可視化結果の違和感が増大することを確認した。

(b) 地点 B' からの重畳結果（往路）

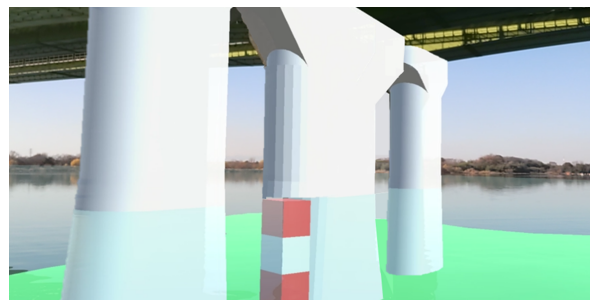
図-10 より、湖上においても地点 A' と同様に高精度な重畳が可能であることを確認した。また、タイプ 1 の開口部モデルを適用することで、タイプ 2 のものと比較してより可視化結果の違和感の軽減が可能なことを確認した。

(c) 地点 C' からの重畳結果

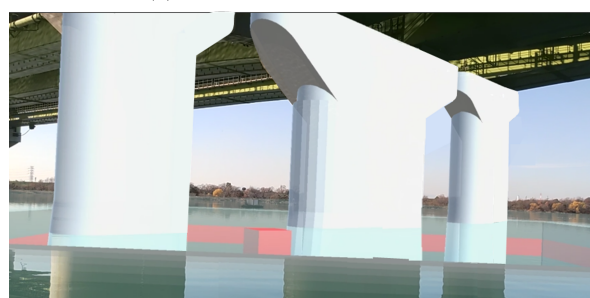
図-11 内の実線は 3D モデルの可視化位置、点線は正しい重畳位置を示す。結果より、非オープンスカイ環境においては重畳手法がマーカーベース手法に切り替わることで、ロケーションベース手法で重畳を行った場合と比較してより高精度であることを確認した。

(d) 地点 B' からの重畳結果（復路）

再度地点 B' に戻った際の重畳結果を図-12 に示す。結果より、誤差数 cm 程度の高精度な重畳が可能なことを確認した。これにより、屋外において位置情報精度に依存せず高精度な重畳の維持が可能であるといえる。

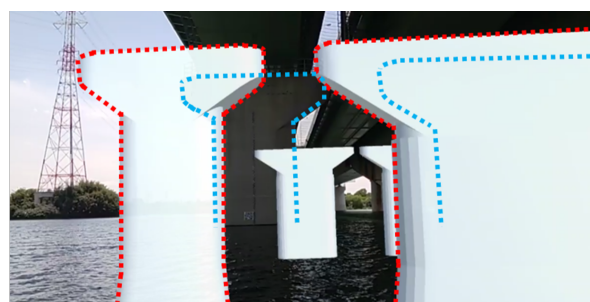


(a) 開口部モデル適用なし

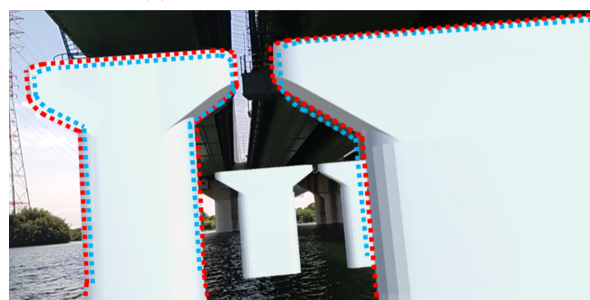


(b) 開口部モデル適用あり

図-10 地点 B' からの重畳結果（往路）



(a) 開口部モデル適用なし



(b) 開口部モデル適用あり

図-11 地点 C' からの重畳結果

4. 遠方からの可視化表現の検討

前章の適用例では、遠方からの可視化の際に開口部モデルの手前の面を削除することで、可視化結果の違和感が増大することを確認した。そこで、本モデルに改良を加えることにより、開口部内部に位置する 3D モデルの視認性を向上させるとともに、可視化結果の違和感を軽減ができる新たな開口部モデルを提案する。

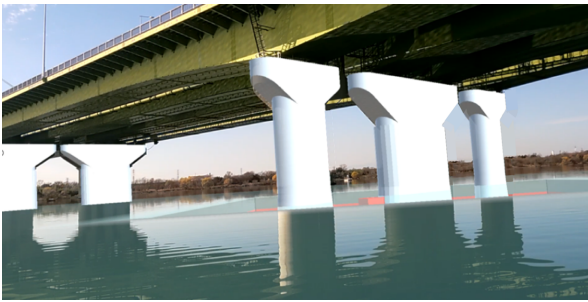


図-12 地点 B' からの重畳結果（復路）

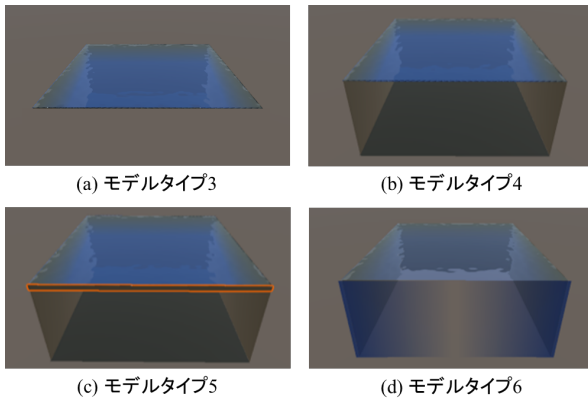


図-13 各種開口部モデル

(1) 仮想水面モデルの作成

開口部モデル内に配置する本モデルは、アプリケーション使用中に色や透明度、揺らぎ等の挙動を変更することが可能である。そのため、現地で水面の様子を確認しながら本モデルを調整することで、より現実に近い自然な表現が可能となり、可視化結果の違和感の軽減が可能となる。また、本モデルは 0.5m 毎に深さ方向の調整が可能である。これにより、可視化結果を深さ方向で定量的に評価することが可能となる。

(2) 新たな開口部モデルの提案

新たに提案する開口部モデルを図-13 に示す。図-13(a), (b) に示すモデルタイプ 3, 4 は、図-7(a), (b) に示すモデルタイプ 1, 2 と同様の形状である。図-13(c) に示すモデルタイプ 5 は、手前の面を削除しモデルの上端に橙色線で示した線状の面を設置することで、水槽のような形状に設計した。また、図-13(d) に示すモデルタイプ 6 は、手前の面に仮想水面と同色かつ外側から内側にかけて透明度が高くなる半透明の面を設置した。これらにより、手前の面を削除することで増大した可視化結果の違和感の軽減し、かつ開口部内部の視認が容易になる。

(3) 適用結果

人道橋架設工事現場において、橋脚基部及び基礎構造物の可視化に適用した際の結果を図-14 に示す。図-14(c), (d) から、新たに提案したモデルにおいても、遠方から開口部内部の視認が容易なことを確認した。一方、可視化結果の違和感の軽減に関しては、図-14(a) に示すモデルタイプ 1 が最も有用であることを確認した。

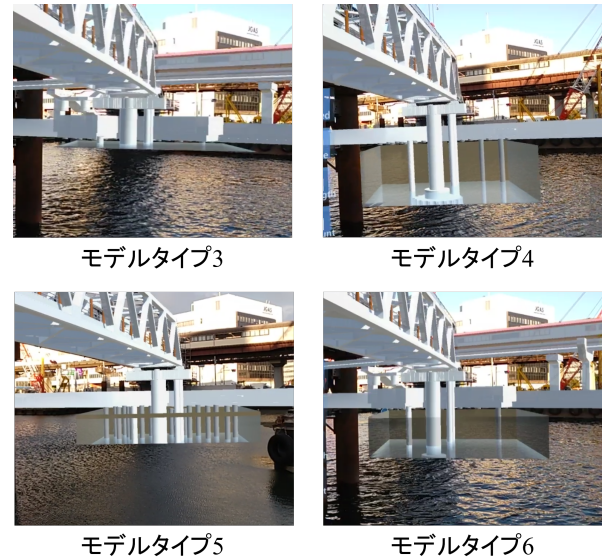


図-14 適用結果の比較

5. おわりに

本論文は、屋外における高精度な MR 可視化の継続を目的として、マーカーベースとロケーションベースの自動的な切り替えが可能なシステムの構築を行った。そして、道路橋橋脚基部可視化への適用、および可視化表現の検討を行い、以下の結論を得た。

- 天空率約 50% を基準として、受信状況に応じた自動的な重畳手法の切り替えが可能であり、いずれの重畳においても可視化対象物を重畳誤差数 cm 程度の精度で重畳することが可能である。
- 開口部モデルの適用により、近傍では可視化結果の違和感の軽減と深さ方向の定量的評価が可能なることを確認した一方で、遠方からの可視化では、可視化結果の違和感の軽減は確認できなかった。

今後は、条件の異なる現場への適用や引き続き可視化表現の検討を行っていく予定である。

参考文献

- 1) 川越健生, 藤飛, 樫山和男, 吉永崇, 琴浦毅, 石田仁: MR 技術を用いた地下埋設構造物の可視化システムの構築, 土木学会論文集 F3, Vol.78, No.2, pp.I73-I81, 2022.
- 2) 鈴木雅大, 大川博史, 中祖諒大, 樫山和男: 小型 GNSS 受信機を用いた水域環境における AR 可視化システムの構築, 土木学会論文集 F3, Vol.79, No.22, 22-22013, 2023.
- 3) 矢吹信喜: 土木分野における VR/AR の活用に関する研究と実務への適用, 計測と制御, Vol.55, No.6, pp.483-488, 2016.
- 4) 江本久雄, 佐藤華苗子, 太田隆夫: XR の活用による橋梁点検者支援システムの研究, AI・データサイエンス論文集, Vol.3, No.J2, pp.I145-I147, 2022.
- 5) Milgram, P. and Kishino, F.: A taxonomy of Mixed Reality visual displays, *IEICET Transactions on Information Systems*, Vol.77, No.2, pp.1321-1329, 1994.
- 6) 国土地理院地図, <https://maps.gsi.go.jp/>, (2025.1.26)

NURBS-Enhanced Finite Element Method(NEFEM) を用いた Laplace 方程式の解析

Analysis of the Laplace equation using NURBS-Enhanced Finite Element Method (NEFEM)

都市人間環境学専攻博士前期課程 1 年 三宅 智大
Tomohiro MIYAKE

1. はじめに

有限要素法 (FEM) による解析では、解析領域が曲線や曲面を持つ場合には解析メッシュとの間に形状の誤差が生じてしまう。そこで、解析領域の表現に CAD で用いられる Spline 関数を利用することで、自由度の高い形状を任意に解析できる Isogeometric Analysis(IGA) が注目を集めているが、FEM に比べて計算コストが高いという欠点がある。そこで、境界要素のみに対して IGA の基底関数を適用することで FEM の計算効率を維持できる NURBS-Enhanced Finite Element Method(NEFEM)¹⁾ に着目する。

本研究では、曲線を有する管路の 2 次元ポテンシャル流れの解析を行い、FEM と NEFEM の解析結果を比較することで、NEFEM による解析結果の妥当性の検証を行った。

2. 数値解析手法

2.1 支配方程式

ポテンシャル流れ解析における支配方程式として、以下に示す Laplace 方程式を用いる。

$$\frac{\partial^2 \phi}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \phi}{\partial y^2} = 0 \quad (1)$$

ここで、 ϕ は速度ポテンシャルである。

2.2 NURBS

NEFEM では、境界部の形状の補間に対して Spline 関数の 1 つである NURBS 関数を用いる。NURBS 関数は B-Spline 関数を基に構成され、制御点において重みを付与することで任意の形状を表現することができる。B-Spline 関数は以下の式 (2) に示す Cox/de Boor の漸化式より定義される。

$$p = 0$$

$$N_{i,0} = \begin{cases} 1 & (\xi_i \leq \xi < \xi_{i+1}) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$p = 1, 2, 3, \dots$$

$$N_{i,p}(\xi) = \frac{\xi - \xi_i}{\xi_{i+p} - \xi_i} N_{i,p-1}(\xi) + \frac{\xi_{i+p+1} - \xi}{\xi_{i+p+1} - \xi_{i+1}} N_{i+1,p-1}(\xi)$$

ここで、 $N_{i,p}$ は B-Spline 関数、 i は制御点の番号、 p は次数を表す、 ξ_i は i 番目の制御点におけるノットを表し、式 (3) に示すノットベクトルと呼ばれる数列により与えられる。

$$\Xi = \{\xi_1, \xi_2, \xi_3, \dots, \xi_{n+p+1}\} \quad (3)$$

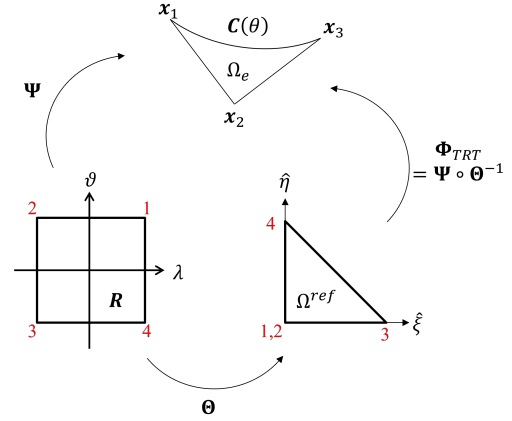


図-1 TRT マッピング

ここで、 n は要素の形状を決定する制御点（コントロールポイント）の数を表す。ノットベクトルは CAD で描いた形状モデルから得られる。NURBS 関数 $R_i^p(\xi)$ は B-Spline 関数を用いて式 (4) のように、NURBS 曲線は式 (5) のように表される。

$$R_i^p(\xi) = \frac{N_{i,p}(\xi)w_i}{\sum_{i=1}^n N_{i,p}(\xi)w_i} \quad (4)$$

$$\mathbf{C}(\xi) = \sum_{i=1}^n R_i^p(\xi) \mathbf{B}_i \quad (5)$$

ここで、 \mathbf{B}_i は制御点の座標である。

2.3 TRT マッピング

NEFEM の定式化の際、本研究では Triangle-Rectangle-Triangle (TRT) マッピング²⁾を用いる。TRT マッピングでは図-1 に示す通り、実要素 (Ω_e) と数値積分を行う三角形の親要素 (Ω^{ref}) とは別に四角形のパラメトリック要素 (\mathbf{R}) を用いることが特徴である。

まず、四角形パラメトリック要素から三角形親要素へのマッピング Θ は、式 (6) のように表される。

$$\Theta : \mathbf{R} \rightarrow \Omega^{ref}$$

$$\Theta : \hat{\xi} = \frac{1}{4}(1 + \lambda)(1 - \vartheta)$$

$$\hat{\eta} = \frac{1}{4}(1 - \lambda)(1 - \vartheta) \quad (6)$$

次に、四角形パラメトリック要素から実要素へのマッピング Ψ は式 (7) のように表される。

$$\Psi : \mathbf{R} \rightarrow \Omega_e$$

$$(\lambda, \vartheta) \mapsto \Psi(\lambda, \vartheta) := 0.5(1 - \vartheta)\mathbf{C}(\theta(\lambda)) + 0.5(1 + \vartheta)\mathbf{x}_2, \quad (7)$$

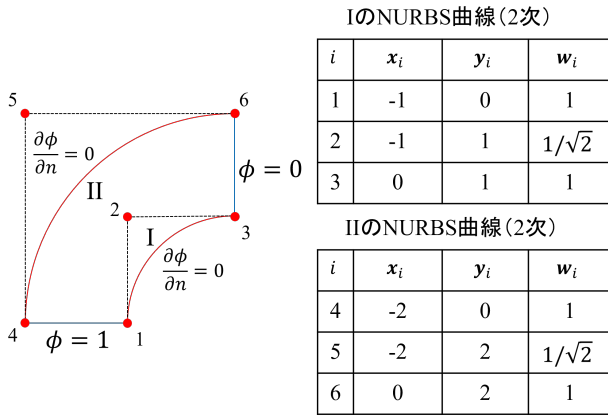


図-2 境界条件・制御点データ

ここで、 C は NURBS 曲線であり、 θ は NURBS 曲線におけるノットの値である．式 (6) より逆の写像を考えると、以下の式 (8) を得る．

$$\Theta^{-1} : \Omega^{ref} \rightarrow R \quad \Theta^{-1} : \lambda = 1 - \frac{2\hat{\eta}}{\hat{\xi} + \hat{\eta}} \quad \vartheta = 1 - 2(\hat{\xi} + \hat{\eta}) \quad (8)$$

式 (8) を式 (7) に代入することで三角形親要素から実要素へのマッピング Φ_{TRT} を得る．

$$\begin{aligned} \Phi_{TRT} &= \Theta^{-1} \circ \Psi : \Omega^{ref} \rightarrow \Omega_e \\ (\hat{\eta}, \hat{\xi}) &\mapsto \Phi_{TRT}(\hat{\eta}, \hat{\xi}) \\ &= (1 - \hat{\eta} - \hat{\xi})\mathbf{x}_2 + (\hat{\eta} + \hat{\xi})C \left(\frac{\xi_1 \hat{\xi} + \xi_3 \hat{\eta}}{\hat{\xi} + \hat{\eta}} \right) \end{aligned} \quad (9)$$

ここで、 $\hat{\xi}$ と $\hat{\eta}$ は三角形親要素の座標であり、 \mathbf{x}_2 は実要素の内部節点の座標、 ξ_1, ξ_3 は境界要素におけるノットの値を表す．

3. 数値解析例

流体解析における数値解析例として、曲がりを有する管路のポテンシャル流れ解析を行った．

3.1 解析条件

図-2の左側に解析モデルと境界条件を示す．曲線部分には Neumann 境界条件を、その他の境界には下側に $\phi = 1$ 、右側に $\phi = 0$ を与える．円弧は 2 次の NURBS で表現している．赤点は NURBS を描画するために用いる制御点を示しており、図-2の右側にその座標と重みの値を示す．図-3に解析メッシュを示す．NEFEM のメッシュは形状を完全に表現している．曲線方向の分割数を 4 とした Mesh1 を代表して示しているが、分割数を 8,16 とした Mesh2,3 も用いている．

3.2 解析結果

図-4に Mesh1 におけるポテンシャル値の可視化結果を示す．NEFEM では形状を再現できていることを確認した．また、図-5に RMSE による厳密解との誤差の比較を示す．いずれのメッシュにおいても、NEFEM

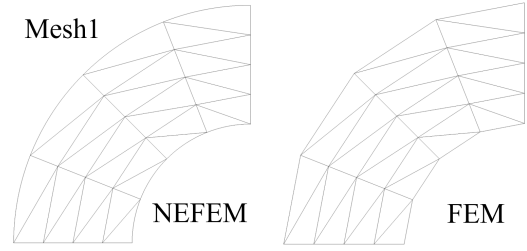


図-3 解析メッシュ

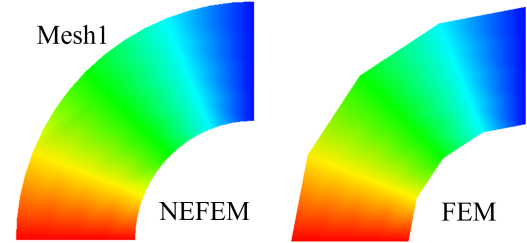


図-4 Mesh1 におけるポテンシャル値のコンター図

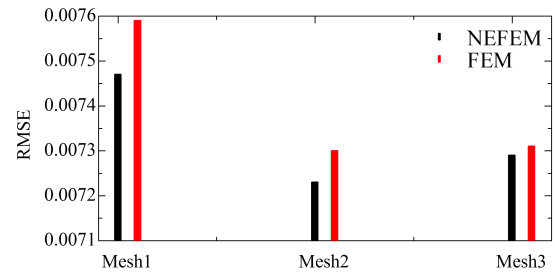


図-5 各メッシュにおける誤差 (RMSE) の比較

は FEM に比べ誤差が小さい結果となった．曲線部分の形状を再現できる優位性によるものだと考えられる．

4. おわりに

本研究では、NEFEM に基づく流体解析手法の構築を行い、例題として 2 次元ポテンシャル流れ解析に取り組んだ結果、以下の結論を得た．

- NEFEM では、形状を完全に再現した解析を行うことができることを確認した．
- NEFEM は、FEM に比べて小さな誤差で解析を行うことが可能である．

今後は、非定常問題と音場解析への NEFEM の適用を予定している．

参考文献

- 1) R.Sevilla, S.Fernandez and A.Huerta, NURBS - enhanced finite element method (NEFEM), *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, vol76, pp56-83, 2008.
- 2) N.Hosters, J.Helmig, A.Stavrev, M.Behr, S.Elgeti, Fluid-Structure Interaction with NURBS-Based Coupling, RWTH Aachen University, 2018.

次元圧縮を活用した多地点越流対応型リアルタイム浸水域予測モデルの構築

Development of a real-time inundation area prediction model for multi-point overflow using dimensional compression

都市人間環境学専攻 修士1年 中山 龍也
Ryuya Nakayama

1. はじめに

これまで計算効率を高めるために次元圧縮手法を深層学習に適用した浸水域予測モデルの構築^{1) 2)}が行われている。しかし、従来の研究は特定地点での越流条件に基づく適用が中心であり、多様な越流シナリオに対応する汎用性に課題が残されている。

本研究は、複数地点からの越流を考慮した浸水域予測モデルを構築し、異なる条件下でも高い適用性を有するモデルの実現を目指す。異なる3つの圧縮次元手法を適用し、予測精度の比較から最適な浸水域予測モデルを検討した。

2. 学習データについて

モデル構築のフローチャートは図-1、本研究で使用する学習データの対象地域を図-2に示す。

2.1 モデル構築と解析の手順

浸水域予測モデルは、物理法則に基づく洪水氾濫シミュレーションモデルの結果を用いて、次元圧縮と機械学習を組み合わせることで構築した。図-1中の(a)学習時では、以下の手順でモデルを構築した。

1. 堤防の越流箇所や浸水規模といった様々な浸水シナリオに応じた物理法則に基づく洪水氾濫シミュレーションを実施する。
2. 洪水氾濫シミュレーションの計算メッシュごとの浸水深分布を教師データとする。
3. 異なる2つの次元圧縮手法を用いて、出力された浸水深分布から、係数ベクトルと特徴量を抽出する。
4. 説明変数を越流水深の時系列、目的変数を次元圧縮した浸水深分布の係数とした深層学習を行う。

図-1中の(b)は(a)の手順で構築された浸水域予測モデルを使用して、12時間後の浸水域予測を実行する。

2.2 浸水解析モデル

氾濫浸水解析には、一言ら³⁾が使用した氾濫水の挙動を精密に表現可能な Dynamic Wave 法を適用した浸水解析モデルを用いた。x, y 方向の運動量保存式と質量保存式は以下のとおりである。

$$\frac{\partial \mathbf{M}}{\partial t} + \frac{\partial (\mathbf{uM})}{\partial x} + \frac{\partial (\mathbf{vN})}{\partial y} + gh \frac{\partial \mathbf{H}}{\partial x} = -gh \frac{n^2 u \sqrt{u^2 + v^2}}{R^{\frac{4}{3}}} \quad (1)$$

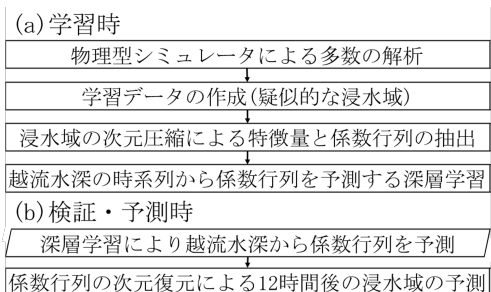


図-1 浸水域予測モデルの構築・浸水域の推定

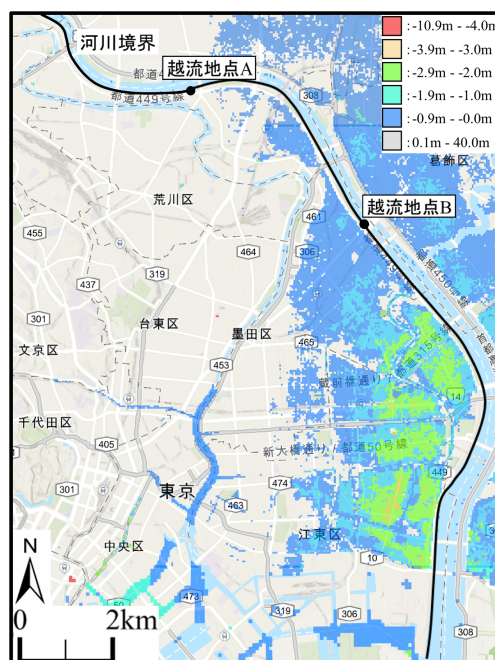


図-3 対象領域とその標高

$$\frac{\partial N}{\partial t} + \frac{\partial (\mathbf{uN})}{\partial x} + \frac{\partial (\mathbf{vN})}{\partial y} + gh \frac{\partial \mathbf{H}}{\partial y} = -gh \frac{n^2 v \sqrt{u^2 + v^2}}{R^{\frac{4}{3}}} \quad (2)$$

$$\frac{\partial h}{\partial t} + \frac{\partial \mathbf{M}}{\partial x} + gh \frac{\partial N}{\partial y} = 0 \quad (3)$$

ここで、 u は x 方向の流速、 v は y 方向の流速、 h は水深、 H は基準面からの水位、 R は径深、 $M = uh$ は x 方向の単位幅流量、 $N = vh$ は y 方向の単位幅流量、 g は重力加速度、 n はマンニングの粗度係数である。なお、空間方向の離散化手法は有限差分法、時間方向の離散化では陽解法を使用し、タイムステップは 0.2(s)。粗度係数は、基盤地図情報の土地利用分類⁷⁾に応じて設定している。

2.3 学習データ

本研究では、複数の越流地点における 1 時間ごとの越流水深を入力データとし、洪水氾濫計算プログラムで得られる浸水深を学習データとした。1 時間ごとの越流水深を説明変数、目的変数を係数行列に設定する。越流水深の時系列データは、正弦波にノイズを付与して生成した式 (4) を以下に示す。

$$h = \left\{ \sin \left(a - 0.5 + \frac{\pi t}{720} \right) + 0.3b \right\} \times 2c \quad (4)$$

式 (4) の計算で $h < 0$ となった場合は 0 に置き換えた。なお、 a , b , c は 0~1 の間の乱数とし、 t は時間 (分) を表す。荒川下流のデルタ地帯を対象地域とし、標高分布を図-2 に示す。標高データ・土地利用データには国土地理院の国土数値情報⁴⁾ を使用し、25m メッシュで最近隣内挿法を用いた。解析条件は地点 A、地点 B からそれぞれ、同時越流の 3 条件とし、各 1000 ケースを実施した。

2.4 次元圧縮

次元圧縮は、高次元のデータの重要な特徴を保持したまま低次元で表現する方法である。データの本質的な特徴を保ちつつ、次元数を減らすことで深層学習が推論に要する計算効率が向上する。今回は、特異値分解 (以後 SVD)⁵⁾、非負値行列因子展開 (以後 NMF)⁶⁾、AutoEncoder (以後 AE)⁷⁾ を用いて氾濫域データを圧縮し、得られた係数行列を深層学習に適用した。

2.5 深層学習手法

本研究では、Deep Neural Network; DNN を採用した。深層学習は、機械学習モデルで、大量のデータから特徴を自動的に学習する手法である。本研究では、1 時間ごとの越流水深の数値を説明変数、各ケースごとの係数行列を目的変数とした深層学習モデルを構築する。

表-1 次元圧縮の実行条件

対象データ	12 時間後の 3000case の氾濫域
入力次元数	221392 次元 (404 × 548)
次元圧縮手法	特異値分解 非負値行列因子展開 オートエンコーダ
圧縮次元数	1 から 20 次元の各次元
評価指標	RMSE

表-2 オートエンコーダモデルの学習条件

訓練データ	2400case
テストデータ	600case
学習回数	50 回
中間層の数	2 層 (256-128)
バッチサイズ	32
検証方法	交差分割

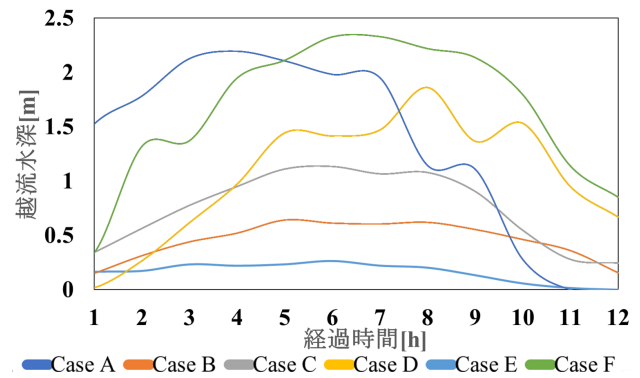


図-3 越流水深データについて

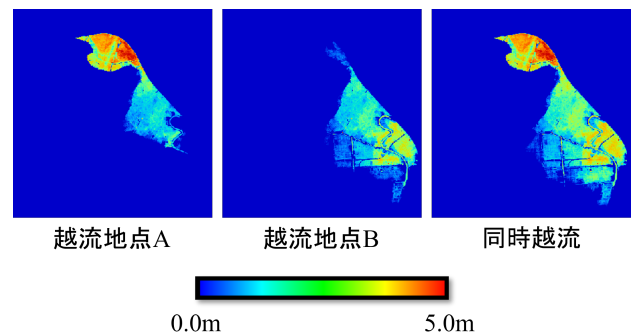


図-4 氾濫シミュレーションによる解析結果

2.6 開発環境と学習条件

本例題で行った次元圧縮の実行条件及び AE モデルと DNN モデルの各学習条件は表-1, 2, 3 に示す。表-3 に示す学習回数は損失が 10 回続けて一定の場合は早期に終了する。浸水域の予測に関する評価指標には 2 乗平均平方根誤差 (Root Mean Square Error; RMSE) を式 (5) に示す。開発環境は、ハードウェアは CPU : Core i7-12700F, RAM : 32GB, GPU : RTX 3070 8GB を使用した。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (a_i - f_i)^2} \quad (5)$$

なお、 n はデータ数、 a_i は復元された際の浸水深、 f_i はシミュレーションによる浸水深である。

表-3 DNN モデルの学習条件

訓練データ	2400case
テストデータ	600case
説明変数	越流水深
目的変数	係数行列
学習回数	500 回 (損失が 10 回続くと早期終了)
中間層の数	4 層 (128-64-32-16)
バッチサイズ	32
損失関数	平均二乗誤差
検証方法	交差分割

3. 学習結果

DNN で予測した係数行列を用いて各次元圧縮手法で復元した浸水域の結果を、復元精度と復元時間の観点から比較した。本章では、その結果を示す。

3.1 復元精度について

図-6 には、各次元圧縮手法による圧縮次元数に基づく RMSE の比較結果が示されている。点線は各次元圧縮手法のみで深層学習による係数行列をの予測を行わずに浸水域の圧縮と復元を行った結果、実線は DNN で予測された係数行列を適用して浸水域を復元した場合の結果を示している。図-6 から、DNN を介せずに復元を行う場合には、いずれの手法においても圧縮次元数を増やすことで RMSE の値が減少傾向にあるとわかる。これは、圧縮次元数を増加させることで復元時のデータの欠損が補完され、浸水域の特徴をより柔軟に表現できるためである。一方、DNN を使って予測した係数行列を用いて浸水域の復元を行う場合には、いずれにおいても RMSE の減少傾向がみられる。また、予測した係数行列の使用の有無で RMSE の値に差がある。この差は、DNN で予測した係数行列を用いたことで差が発生したと考えるがいずれにしても差は十分に小さく高精度に予測できていると考える。また、今回の実行結果から AE が他に比べて RMSE の値が低いことから精度が高いと考えられる。なお、図-7, 8 に示すのは正規化後の SVD によって得られた係数行列の損失推移、AE によって得られた係数行列の損失推移を示す。この結果をみると学習の訓練損失と検証損失の差が AE を用いた場合の方が小さいことがわかる。したがって、DNN による係数行列の予測が影響を及ぼすことを確認した。

3.2 復元時間に関する検討

図 13 は、3000 ケースにおける各次元圧縮手法による浸水域復元時間と圧縮次元数の関係を示しており、その結果から、圧縮次元数が増加しても復元時間にはほとんど影響がなく、いずれの手法においても約 4 秒程度で復元が可能であることが分かる。このことは、もともとのデータが約 22 万次元と高次元であるのに対し、20 次元程度の圧縮では相対的に計算コストの増加が小さいためと考えられる。また、次元圧縮を適用した DNN モデルは、高速な浸水域予測を可能にしつつ、高精度な復元との両立も実現できることが示された。さらに、復元時間の観点では、SVD、NMF、AE のいずれの手法においても大きな違いは見られなかったが、これは、復元処理自体が比較的軽量であり、復元の際の計算コストが各手法で大きく変わらないことが要因と考えられる。今回の結果から、次元圧縮を適用した深層学習モデルは、高速な推論を維持しながら、複数の越流地点に対応する浸水域予測を可能にすることが確認された。今後の研究では、復元時間をさらに短縮するための工夫や、異なるハード

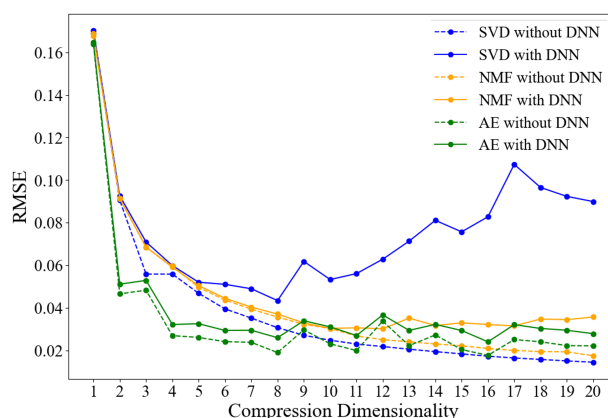


図-6 RMSE と圧縮次元数の関係について

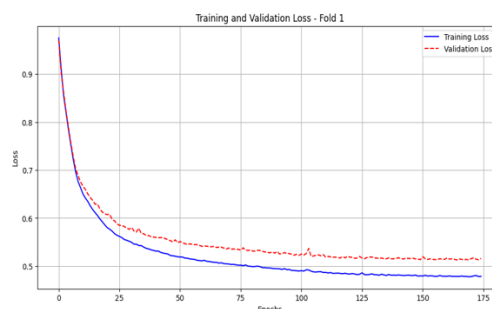


図-6 20 次元での係数行列予測の学習推移について

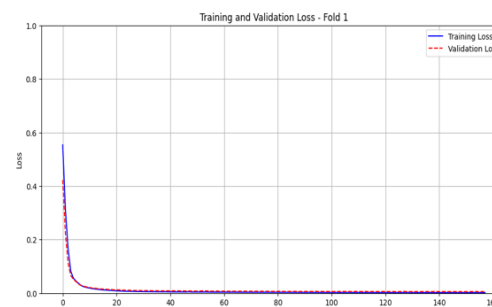


図-6 20 次元での係数行列予測の学習推移について

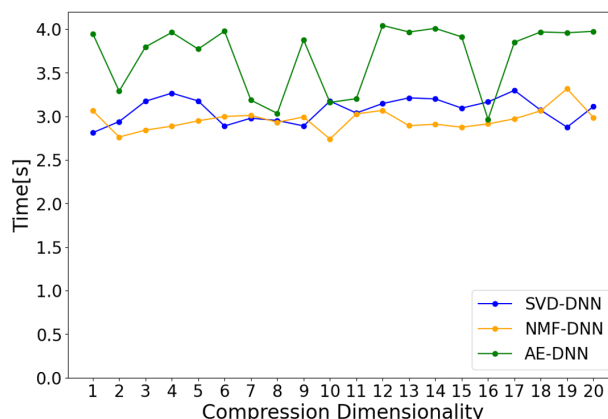


図-13 浸水域復元時間について

ウェア環境での実行時間の比較を行うことで、より実用的なモデルの構築が期待される。

従って、次元圧縮を適用した DNN モデルは複数の越水地点に対応させた場合でも高精度と高速化の両立をすることは可能であるとわかった。今回の実行結果から圧縮次元数が増加しても復元時間は増加しなかった。

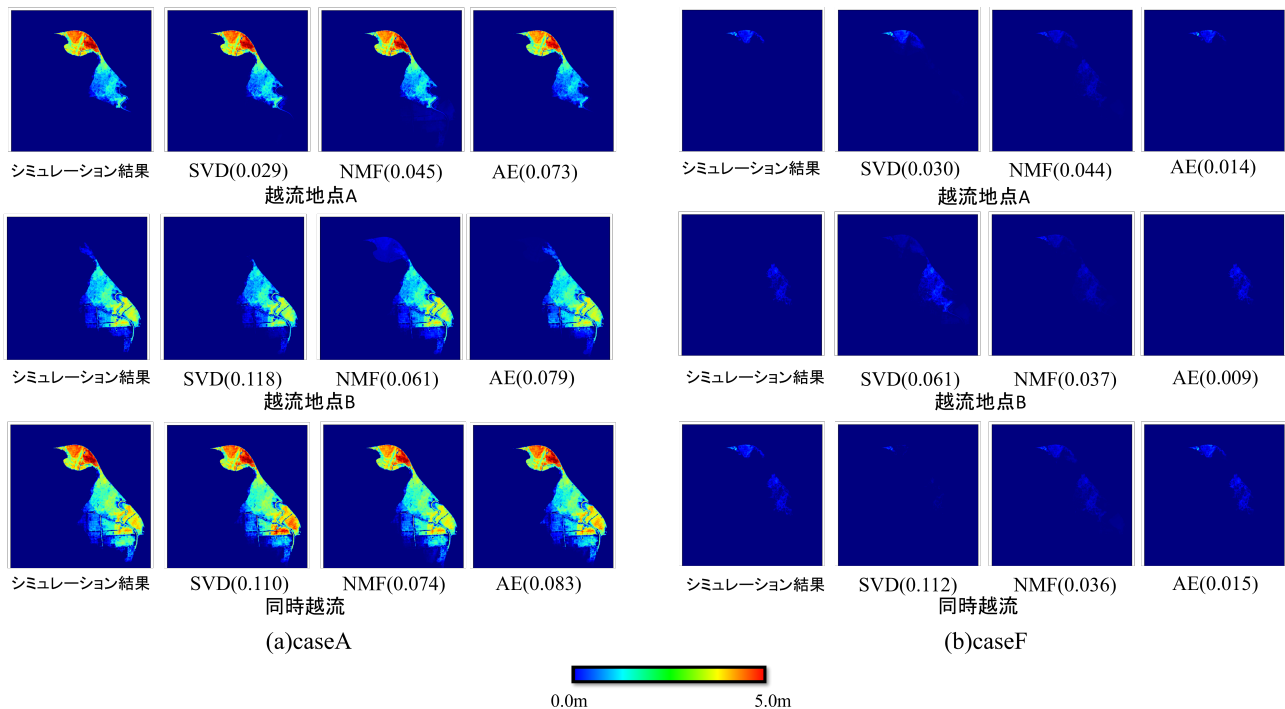


図-14 20次元での各次元圧縮手法を適用した氾濫域の復元結果（氾濫結果の下に圧縮手法、括弧内の数値はRMSE）

3.3 20次元における各条件での予測結果

図-7は、(a)caseAには越流水深が最大の場合での各条件の予測結果、(b)caseFには越流水深が最小の場合での各条件の予測結果をそれぞれ示している。

各手法のRMSEを比較すると、AEが最も低い値を示し、最も高精度な復元を実現していることが分かる。NMFはAEに次ぐ精度を示し、SVDは他の手法と比較してやや精度が劣るものの、大域的な浸水形状の再現には一定の効果が見られる。また、AEは局所的な特徴をより詳細に捉える能力が高い一方で、学習に要する計算コストが大きいこと、実運用を考慮する際には計算負荷とのバランスが重要となる。対照的に、NMFはAEと比較して計算コストが低く、それでいて高い復元精度を維持できることから、実用的な手法として有望である。さらに、圧縮次元数が少ない場合には大域的な浸水形状の再現が不十分となる一方、圧縮次元数を増やしすぎると局所的な特徴が失われる傾向があるため、適切な圧縮次元数の選定が不可欠である。今後の研究では、圧縮次元数の最適化や、複数の圧縮手法を組み合わせることで、局所的な特徴を保持しつつ、より高精度かつ計算負荷を抑えた浸水域予測モデルの実現が期待される。

4. おわりに

本論文では、深層学習を用いた浸水域予測に次元圧縮技術を適用する手法を基に複数の越流地点に対応する浸水域予測モデルを構築した。3つの異なる条件の数値シミュレーションで得られた浸水深分布に3つの異なる次元圧縮手法を適用した予測結果から以下の結論を示す。

- 複数の氾濫開始点の浸水域データに対しても浸水域予測は可能であることを確認した。
- DNNに次元圧縮手法を適用することで浸水域の予測時間の大幅な短縮と高精度の両立が可能である。
- 本研究においてAEを用いたDNNに浸水域予測が最も高精度であった。

今後は、本手法をその他の地域における浸水シミュレーションへの適用を通じて、有効性を検証する。

参考文献

- 1) 中山龍也, 羽物裕人, 一言正之, 檜山和男: 深層学習を用いたリアルタイム浸水域予測における次元圧縮の適用, AI・データサイエンス論文集 5 巻 3 号, p. 563-571, 2024.
- 2) I-Feng K, Yanlai Z, Li-Chiu C, Fi-John C.: Exploring a Long Short-Term Memory based Encoder-Decoder framework for multi-step-ahead flood forecasting, Journal of Hydrology, 2020.
- 3) 一言正之, 荒木光一, 古木宏和: 敵対的生成ネットワークによる洪水氾濫浸水域の推定, 人工知能学会全国大会第33回, 2019.
- 4) 国土地理院, 国土基盤情報 <https://www.gsi.go.jp/kiban/> (参照 2023-10-10)
- 5) Eckart C. and Young G., The approximation of one matrix by another of lower rank, *Psychometrika*, 1(3), 211-218, 1936.
- 6) Lee D. D. and H. S. Seung, Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization, *Nature*, 401(6755), 788-791, 1999.
- 7) Rumelhart D. E., G. E. Hinton and R. J. Williams, Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(1), 533-536, 1986.

有限要素法に基づく道路騒音解析における舗装の吸音効果

Sound Absorption Effect of Pavement in Road Noise Analysis
Based on Finite Element Method都市環境学科 4 年 近藤 秀紀
Hidenori KONDO

1. はじめに

既往の研究では、任意形状への適用性に優れる有限要素法を用いた大規模音場解析¹⁾が行われてきた。しかし、舗装については種別の考慮がなされていなかった。

そこで本研究では、密粒性舗装と排水性舗装について、その吸音効果を考慮した大規模音場解析を行った。

2. 数値解析手法

本研究では、開境界処理として PML (Perfectly Matched Layer) 法を使用する。また、多孔質材料内の空気伝搬音特性を予測する手法として、Zwikker-Kosten によるモデル²⁾を使用する。

2.1 支配方程式

支配方程式である修正波動方程式、移流方程式、Zwikker-Kosten 方程式、式中の変数および行列を以下に示す。

$$\frac{\partial^2 p}{\partial t^2} + \alpha \frac{\partial p}{\partial t} + \beta p - c^2 \frac{\partial^2 p}{\partial x_i^2} - c^2 \frac{\partial \Phi_i}{\partial x_i} = 0 \quad \text{in } D, D_{\text{PML}} \quad (1)$$

$$\frac{\partial \Phi_i}{\partial t} + A_{ij} \Phi_j + B_{ij} \frac{\partial p}{\partial x_j} = 0 \quad \text{in } D_{\text{PML}} \quad (2)$$

$$\frac{\partial^2 p}{\partial t^2} + \frac{rh}{\rho k_s} \frac{\partial p}{\partial t} - \frac{c^2}{k_s} \frac{\partial^2 p}{\partial x_i^2} = 0 \quad \text{in } D_{\text{por}} \quad (3)$$

ここで、 p は音圧、 c は音速、 x_i は 3 次元空間の座標、 r は流動抵抗、 h は多孔度、 k_s は構造定数、 ρ は密度、 D は解析領域、 D_{PML} は PML 領域、 D_{por} は吸音材領域を表す。また、 A_{ij}, B_{ij} は行列 \mathbf{A}, \mathbf{B} の (i, j) 成分であり、スカラー量 α, β および行列 \mathbf{A}, \mathbf{B} については文献を参照されたい¹⁾。なお、解析領域内では σ_i および Φ_i が 0 となることから、通常の波動方程式を解くことに等しい。

2.2 初期条件と境界条件

初期条件は、以下の無音状態を仮定する。

$$p = 0, \quad \frac{\partial p}{\partial t} = 0 \quad \text{in } D \quad (4)$$

一方、境界条件は次式を用いる。

Dirichlet 境界条件：

$$p = \hat{p} \quad \text{on } \partial D_p \quad (5)$$

Neumann 境界条件：

$$\frac{\partial p}{\partial n} = -\frac{1}{c} \frac{1 - \gamma}{1 + \gamma} \frac{\partial p}{\partial t} \quad \text{on } \partial D_q \quad (6)$$

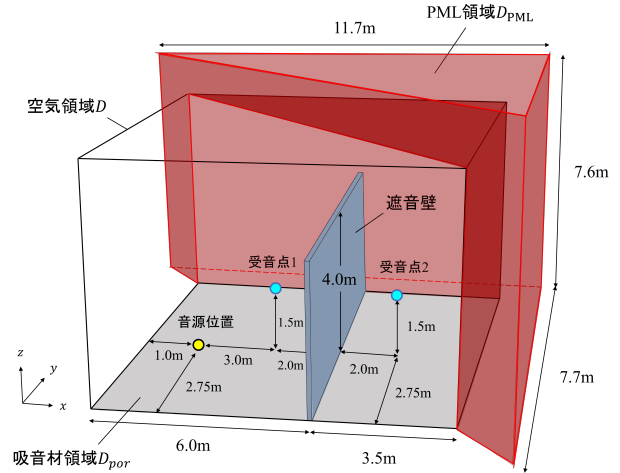


図-1 解析モデル

ここで、 ∂D_p は Dirichlet 境界条件が考慮される境界、 ∂D_q は Neumann 境界条件が考慮される境界である。また、 \hat{p} は既知の音圧、 n は解析境界からの外向き法線ベクトル、 γ は反射率である。 $\gamma = 1$ の際に完全反射の境界条件、 $0 < \gamma < 1$ の際に任意反射の境界条件となる。

2.3 有限要素法に基づく数値解析

式 (1)~(3) に対して Galerkin 法に基づく重み付き残差法を適用して得られる弱形式に対して、有限要素として四面体 1 次要素を用い、各要素における半離散化方程式を全要素について重ね合わせることで、全体における半離散化方程式が以下のように得られる。

$$\mathbf{M} \frac{\partial^2 \mathbf{p}}{\partial t^2} + \alpha \mathbf{M} \frac{\partial \mathbf{p}}{\partial t} + \beta \mathbf{M} \mathbf{p} + \mathbf{K} \mathbf{p} - \mathbf{S}_i \Phi_i = \mathbf{F} \quad (7)$$

$$\mathbf{M} \frac{\partial \Phi_i}{\partial t} + A_{ij} \mathbf{M} \Phi_j + B_{ij} \mathbf{S}_j \mathbf{p} = 0 \quad (8)$$

$$\mathbf{M} \frac{\partial^2 \mathbf{p}}{\partial t^2} + \frac{rh}{\rho k_s} \mathbf{M} \frac{\partial \mathbf{p}}{\partial t} + \frac{c^2}{k_s} \mathbf{K} \mathbf{p} = \mathbf{F} \quad (9)$$

ここで、 $\mathbf{M}, \mathbf{K}, \mathbf{S}, \mathbf{F}$ は質量行列、拡散行列、移流行列、境界積分項を表す。時間方向の離散化には差分法を用い、陽解法を適用するために質量行列に集中化を施す。

3. 数値解析例

3.1 解析条件

図-1 に解析モデルを示す。解析領域の外周に PML 領域を設け、遮音壁から x 方向に -5.0m の地点の地表面に音源を設ける。微小時間増分量は 0.00667ms 、要素分割幅は 0.02m (1 波長に対し 17 分割)、PML の層厚を

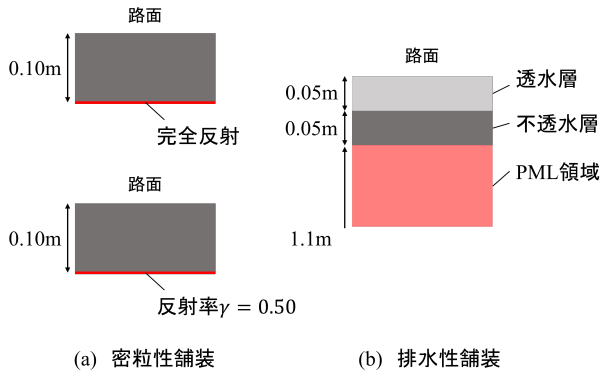


図-2 舗装路面の条件

表-1 材料パラメータ

	流動抵抗	多孔度	構造定数
透水層	2500	0.12	0.29
不透水層	7000	0.05	0.10

1.1m, 反射の理論係数を 10^{-6} とする. また, 舗装には密粒性舗装, 排水性舗装を想定する. 各舗装の下に設ける路盤, 路床部分においては開境界処理を施し, 密粒性舗装には完全反射と任意の反射率, 排水性舗装にはPMLを適用する. 反射率は0.50とする. 図-2に本研究で用いる開境界処理, 表-1に各舗装のパラメータ³⁾を示す. 入射波は, Lubichの擬似インパルスを用いる.

3.2 解析結果

図-3に, $t = 0.028[s]$ における xz 平面での中心断面の可視化結果を示す. 図-1の遮音壁から反射した音波については, 排水性舗装における音圧値が密粒性舗装と比較して小さい値を示すことが定性的に確認できる.

図-4, 図-5に, 各受音点における時刻歴波形を示す. 受音点1における最大音圧値は, 排水性舗装では密粒性舗装の場合と比較して, 完全反射では約29%, $\gamma = 0.50$ では約25%低減していることが確認できる. 受音点2における最大音圧値は, 排水性舗装では密粒性舗装の場合と比較して, 完全反射では約27%, $\gamma = 0.50$ では約20%低減していることが確認できる.

4. おわりに

本報告では, 密粒性舗装, 排水性舗装における吸音効果を考慮した大規模音場解析, および吸音効果の比較を行った. 結論を以下に示す.

- 遮音壁からの反射波における音圧値がそれぞれ異なる値を示し, 吸音モデルにより舗装における吸音効果の考慮が可能であることを確認した.
- 境界条件の考慮により, インパルス応答の最大, 最小音圧値に対して影響を与えることを確認した.

今後の課題として, 任意の反射率 γ に対するパラメー

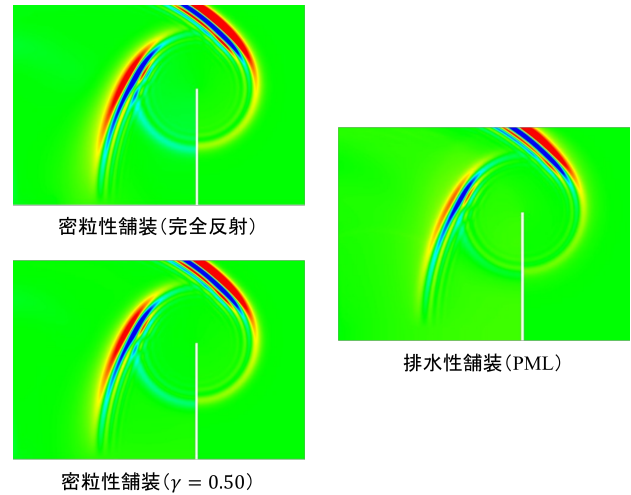


図-3 音圧の可視化結果 ($t = 0.028[s]$)

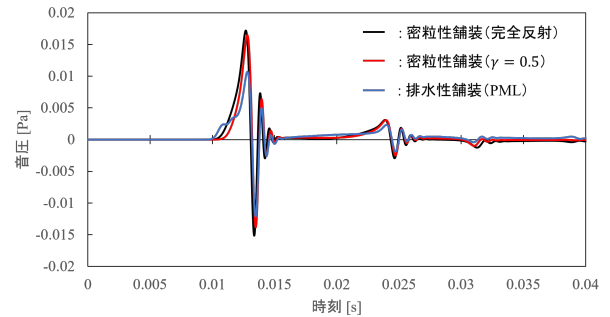


図-4 受音点1における音圧の時刻歴波形

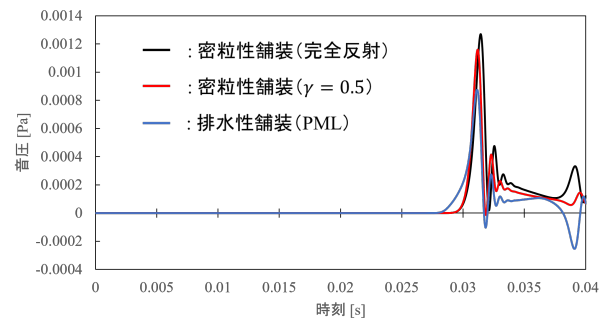


図-5 受音点2における音圧の時刻歴波形

タスタディ, および実測値との比較を行う予定である.

参考文献

- 1) 深澤一志, 宮内暖季, 檜山和男, 吉川仁: 有限要素法による音場解析手法の構築とその可聴化, 土木学会論文集, 土木学会, Vol.80, No.15, 23-15021, 2024.
- 2) C. Zwikker and C. W. Kosten: Sound Absorbing Materials, Elsevier Science Ltd, pp.18-24, 1949.
- 3) 村瀬正典, 川真田智, 栗木稔, 丸山暉彦: 多孔質舗装上での音波の伝搬に関する研究, 舗装工学論文集, 土木学会, Vol.4, pp.41-46, 1999.

VR 技術を活用した浮上式高速鉄道騒音評価システムの実用性向上

Enhancement of Practicality in a Floating High-Speed Railway Noise Evaluation System Utilizing VR Technology

都市環境学科 4 年 大隈 勝智
Katsutoshi OKUMA

1. はじめに

著者らの既往研究では、幾何音響理論に基づくリアルタイムシミュレーションを用いた、VR 技術を活用した浮上式高速鉄道の騒音評価システムの構築が行われてきた¹⁾。しかし、車両音源数や残響音については考慮されていなかった。

そこで本研究では、車両音源数の検討及び、残響音の考慮の有無による妥当性の検討のため実測値との比較を行った。

2. 浮上式高速鉄道騒音評価システム

本システムのフローチャートは図-1 に示す。入力データとして車両走行条件、音源の音響パワーレベル、構造物や軌道の形状が設定され、時間ループ内で音源位置と観測者位置がトラッキング装置から取得され、幾何音響理論に基づき騒音レベルが計算される。

可視化システムでは、CAVELib と C++ で VR 空間を構築し、観測者位置で音圧レベルを評価できる。可聴化システムでは、幾何音響理論を基に音圧を計算し、立体音響信号として出力される。情報の同期は OSC プロトコルを使用した UDP/IP 通信で行われる。

VR 装置は図-2 に示す没入型 VR 装置 Holostage を使用する。この装置は、3 面（正面、側面、底面）のスクリーンと対応する高性能プロジェクター、ワイヤレストラッキング装置、並列計算機から構成される。また、天井と床に 12.1 チャンネルの音響機器を備え、立体音響場の構築が可能である。

3. 音響計算手法

3.1 幾何音響理論を用いた音響計算

本研究では、日本音響学会道路交通騒音調査研究委員会の ASJ RTN-Model 2023²⁾ を用いて音響計算を行う。これは幾何音響理論に基づき、音源を半自由空間の点音源として扱うモデルである。ASJ モデルにおいて、受音点での音圧レベル L_p (dB) から音源の音圧レベル L_W (dB) を算出する式は以下の通りである。

$$L_W = L_p + 20 \log 10 r + 8 - \Delta L_{cor} \quad (1)$$

ここで r は音源から受音点の距離、 ΔL_{cor} (dB) は回折や指向性による減衰の補正量 (dB) である。また、受音点での音源からの伝播音の圧力レベルの合成値 L_p (dB) は次式で表される。

$$L_p = 10 \log 10 \sum (10^{L_{pi}/10}) \quad (2)$$

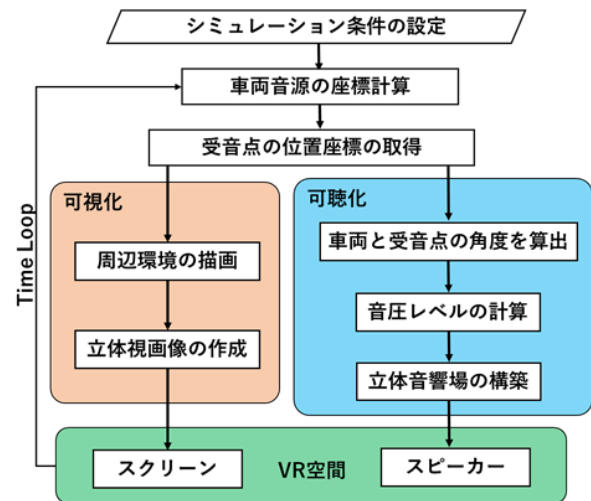


図-1 本システムの構成



図-2 没入型 VR 装置 Holostage

ここで i は合成する音源の数である。

3.2 指向性による補正

鉄道の走行音は走行ライン及び上方には音が伝播しづらく、側面方向に伝播しやすい双指向性の特徴を持つ。本研究では、走行音を指向性を有する点音源として扱い、以下に示す指向性モデルを適用する。

$$L_{dir} = 10 \log 10 (\cos^n \theta (0.1 + 0.9 \cos \varphi)) \quad (3)$$

ここで θ は観測者から見た走行ラインへの最短地点を基点とした音源への角度、 φ は音源から見た観測点への仰角であり、 θ 及び φ の値は車両と観測点の位置座標から算出をしている。

また、 n は指向性係数であり値が大きいほど前後方向と鉛直方向には広がりにくく、側面方向に広がりがやすい。

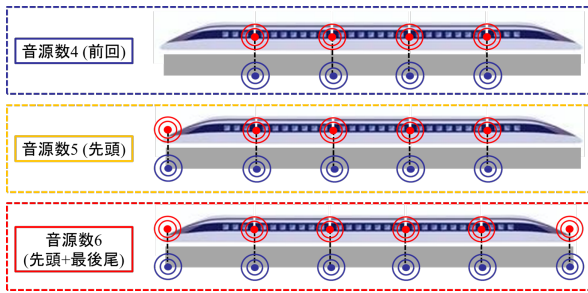


図-3 走行音源数の検討

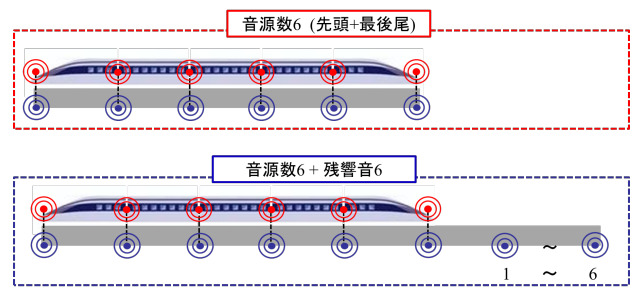


図-5 残響音の検討

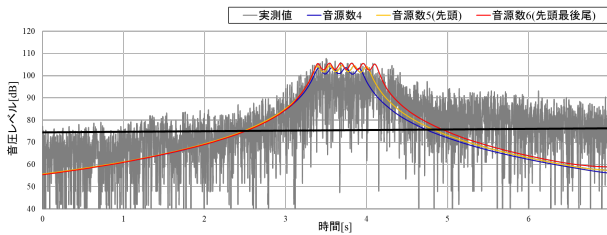


図-4 走行音源数の変更による計算値の比較

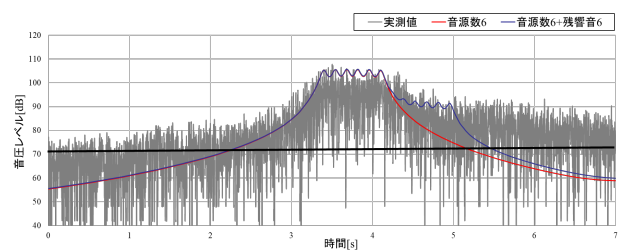


図-6 残響音の考慮による計算値の比較

3.3 構造物音の考慮

走行時の車外騒音には、空気圧変動による空力音と、構造物振動による構造物音が影響を与える。本研究では、走行中に発生する空力音に連動して移動する無指向性の仮想点音源として、構造物音を取り扱う。構造物音の音響パワーレベル $L_{W, str}$ は次式で表される。

$$L_{W, str} = a + 30 \log_{10} V \quad (4)$$

ここで、 V は走行速度 (km/h) で、定数 a は橋種ごとに決定される。本研究では、コンクリート橋の箱桁構造とし定数 a は 35.9 を用いた。走行速度 500 km/h の場合、仮想点音源の音響パワーレベルは 114.8 dB となる。

4. 適用例

浮上式高速鉄道騒音評価システムにおいて先の研究では車両通過時間、車両通過後の音圧レベルに実測値との相違が見られた。そのため、本研究では実測値との比較を通じて、走行音源数の検討及び残響音の検討を行った。

4.1 走行音源数の検討

走行音源位置は、5 両編成の車両連結部の断面中心に配置 (音源数 4) していたが、車両通過時間が実音源より短くなっていた。そこで今回は図-3 に示すように、音源数変更の検討を行った。また、構造物音は各走行音源位置の 3.0m 下に無指向性の仮想点音源を配置した。

4.1.1 解析条件

車両速度は 500km/h、走行音源の音圧レベルは 120dB、構造物音の音圧レベルは 114.8dB と設定した。なお、車両側面には 3.5m の遮音壁が設置されている。

また、測定位置は実測値の測定条件と同様に、進行方向垂直に 7.5m、走行床から 1.2m の位置で行った。

4.1.2 解析結果

図-4 に示すように、音源数の増加に伴い車両通過時間

の増加が確認でき、音源数 6 が最も実測値に近い結果であることが確認できる。また、音源数が 1 つ増えるごとに 1dB 程度の音圧レベルの増加も確認できる。

4.2 残響音の検討

先の研究では、車両通過後の音圧レベルが実測値に対して過小に再現されていた。そこで今回は図-5 に示すように、残響音の考慮の有無による比較を行った。また、解析条件は先ほどと同じ条件で行う。

4.2.1 解析結果

図-6 に示すように、車両通過後に 90dB 程度の残響音の再現ができていることが確認できる。しかし、実測値に比べ残響音が短く、音圧レベルが一定になっている点は今後の課題である。

5. おわりに

本研究では、車両音源数の検討及び、残響音の考慮の有無による妥当性の検討のため実測値との比較を行った。解析結果として、車両音源数の検討では音源数を増加させることで実測値に近い結果となった。

また、残響音の検討では課題はあるが、残響音を考慮することで車両通過後の音圧レベルが実測値に近い結果になることが確認できた。

今後は、車両通過後のリアリティ向上に向け残響音の音源数、音圧レベル、音源位置の検討を行う必要がある。

参考文献

- 1) 西航平, 宮内暖季, 樫山和男: VR 技術を用いた浮上式高速鉄道騒音評価システムの高精度化, 第 51 回土木学会関東支部技術研究発表会講演概要集, VII-15, 2024.
- 2) 日本音響学会道路交通騒音調査研究委員会: 道路交通騒音の予測モデル” ASJ RTN-Model 2023”, 日本音響学会誌, 2023.

VR 技術を用いた超音速機騒音評価システムの品質向上に関する研究

Studies on Quality Improvement of Supersonic Aircraft Noise
Evaluation System Using Virtual Reality Technology

都市環境学科 4 年 梅谷 三咲
Misaki UMETANI

1. はじめに

研究室の既往研究では、リアルタイムシミュレーションが可能である幾何音響理論に着目し、VR(Virtual Reality) 技術を用いた体験型超音速機騒音評価システムの構築が行われてきた¹⁾。

しかし既往研究では定常音の作成において、機体の上昇について考慮がなされていなかった。また、室内騒音シミュレーションにおいて透過損失の考慮が不十分だった。

本研究では、VR 技術を用いた超音速機騒音評価システムにおいて、実測の音源データを用いて距離減衰と機体の上昇を考慮した平滑化計算、定常音作成および実装を行うと共に、室内騒音シミュレーションに適用した。

2. 超音速機騒音評価システム

2.1 システム概要

本研究では、没入型 VR 装置 Holostage を用いる。本システムは、ワイヤレストラッキング装置によって算出された利用者の位置情報と音源位置から、リアルタイムシミュレーションが可能な幾何音響理論に基づくモデル ASJ RTN Model2018²⁾ により、音圧レベルを計算し、VR 空間内で視覚情報と聴覚情報を同時に提示するものである。本システムのフローチャートを図-1 に示す。

2.2 音響計算

本研究では、騒音レベルの時間的変化が算定できるよう、幾何音響理論に基づく計算式を用いる。具体的に、音源から $r(m)$ 離れた球面上における音圧レベル L_p を音源の音響パワーレベル L_W をもとに算出する場合、補正項を考慮すると次式を導くことができる。

$$L_p = L_W - 20 \log_{10} r + \Delta L_{cor} - 11 \quad (1)$$

ここで、 ΔL_{cor} は回折を伴う減衰や地表面効果による減衰、指向性に関する補正項であるが、本研究では指向性に関する補正項のみ考慮し、指向性には 90 度ダイポールモデルを用いる。

2.3 室内騒音における音響計算

本研究では、室内騒音シミュレーションへの適用を行った。屋外、コンクリートに囲まれた壁面、単板窓ガラスの一重窓を隔てた空間、単板窓ガラスの二重窓を隔てた空間の 4 条件について VR 空間内での測定データと計算値を比較した。室内騒音レベル SPL は屋外音圧レベル L_p を用いて、次式で導かれる。

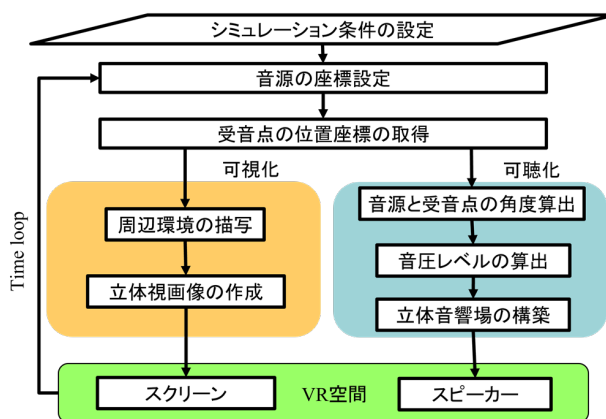


図-1 本システムの構成

$$SPL = L_p - TL + 10 \log_{10} \frac{S_t}{A} + 3 \quad (2)$$

ここで、 TL は透過損失、 S_t は透過面の面積、 A は全吸音力である。本研究で用いる屋内建物モデル、コンクリート、単板窓ガラスの透過損失及び吸音率³⁾を図-2 に示す。

3. 定常音の作成方法

定常音の作成は、超音速機騒音シミュレーションにおける音質に大きく寄与する。本研究では 2024 年 11 月 28 日に茨城県小美玉市百里基地で測定したデータをもとに飛行時の最大音圧レベルを観測した 1 秒間を抜粋し、定常音を作成した。

3.1 機体の上昇を考慮した平滑化計算

本研究では、既往手法 1) に加えて独自の方法で平滑化計算を行うことで、距離減衰と機体の上昇を考慮し音圧値を求める。図-3 は実測データより抜粋した区間における機体の位置変化を示している。抜粋区間の中央時刻における機体位置を D 、その 0.5 秒前後における機体位置をそれぞれ E 、 F 、地点 D から滑走路に垂直に下した地点を G とする。機体と観測点の直線距離 $R(T_1)$ を次式より求める。

$$R(T_1) = \sqrt{\sqrt{(r_0^2 + (V_x T_1)^2)^2 + (h_E + V_y T_1)^2}} \quad (3)$$

ここで、 r_0 は地点 G から観測点の直線距離、 V_x 、 V_y はそれぞれ、滑走路を X 軸としたときの地点 E における X 方向の速度と鉛直方向の速度であり、この抜粋区間に

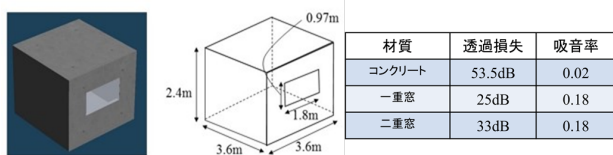


図-2 屋内建物モデルと透過損失・吸音率

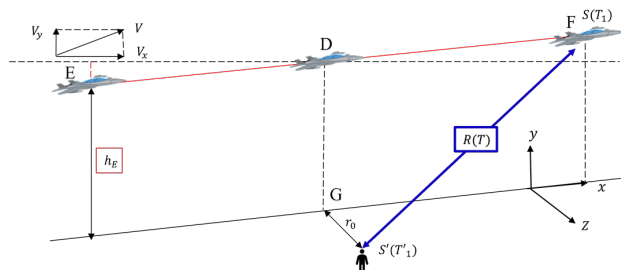


図-3 各地点における機体位置

において速度は一定であるとする． h_E は地点 E における機体の高度である．また， T_1 は地点 F における飛行音の瞬時音圧 $S(T_1)$ を観測する時刻であり，この発生音が観測点に達する時刻 T_1' と観測点における音圧 $S'(T_1')$ を用いて，次式のように導く．

$$T_1 = \frac{2T_1' + \sqrt{4T_1'^2 - 4(1 - M_0^2)(T_1'^2 - Q_0^2)}}{2(1 - M_0^2)} \quad (4)$$

$$= F(T_1')$$

ここで， $M_0 = V/c_0$ ， $Q_0 = r_0/c_0$ ． V は進行方向における速度， c_0 は音速である．したがって $S(T_1)$ は T_1' の関数として次式で示される．

$$S(F(T_1')) = R(F(T_1'))S'(T_1') \quad (5)$$

以上の方法で平滑化計算を行った．

4. 適用例

幾何音響理論に基づく計算手法を用いた超音速機騒音シミュレーションにおける音質改善のため，定常音，現地での測定値，計算値を比較した．また，その室内騒音シミュレーションへの適用を行った．

4.1 測定条件

騒音計の位置は人の身長を考慮して地上から 1.5m の高さとしており，機体は北から南に向かって滑走，飛行しているとする．なお，超音速機は実測時と同じ超音速機 F-2 系を用いており，音源位置は超音速機のエンジン部分に設定した．

4.2 測定結果

定常音を実装し VR 空間内で測定したデータと実測データの周波数特性比較を図-4 に示す．測定データは実測データと概ね一致していることから両データの音の特性は概ね一致しているといえる．

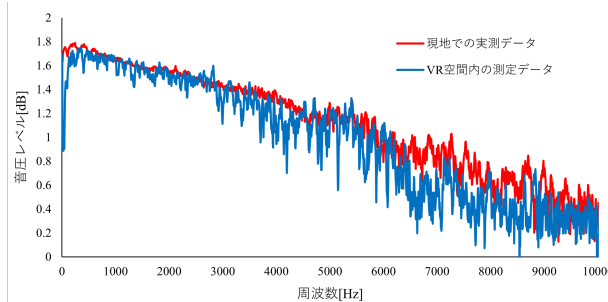


図-4 VR 空間内測定データと実測データの周波数特性比較

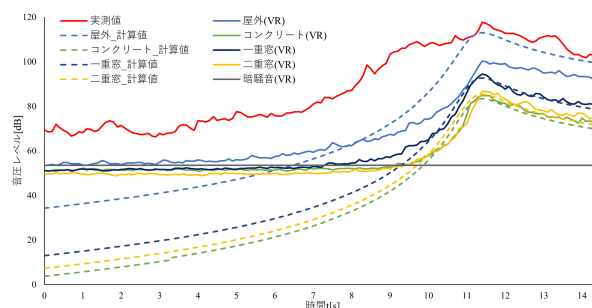


図-5 各条件における音圧レベルの時刻歴波形

4.3 室内騒音シミュレーションへの適用結果

室内騒音シミュレーションの結果における時刻歴波形を図-5 に示す．建物の材質の影響を考慮することにより，音圧レベルの低減が確認できる．また，暗騒音以上の音圧レベルにおいては，測定値と計算値が概ね一致した．

5. おわりに

VR 技術に基づく騒音シミュレーションシステムの品質改善のため，現地で取得した音源データを用いて定常音を作成，実装を行った．その結果，

- 実測の音の特性をほとんど変えることなく定常音の作成を行えたことを確認した
- 室内騒音シミュレーションにおいて，VR 空間内で行った測定では，ほとんど計算結果通りの測定結果が得られた

今後は，基地周辺の住宅地における実測結果と VR 空間内における測定結果の比較，更により現実の飛行に近づけるために，2 機連続発進の適用を検討する予定である．

参考文献

- 1) 江口大智，樫山和男：VR 技術を用いた超音速機騒音評価システムの構築，第 50 回土木学会関東支部技術研究発表会講演概要集，2023
- 2) 日本音響学会道路交通騒音調査研究委員会：道路交通騒音の予測モデル” ASJ RTN-Model 2018”，日本音響学会誌，2018.
- 3) 実務的騒音対策指針 (第 2 版)，技報堂出版，日本建築学会，pp.24-25，1994

次元圧縮を適用した深層学習によるリアルタイム浸水域予測における 計算効率のメッシュ依存性評価

Evaluation of the Mesh Dependency in Computational Efficiency for Real-Time Inundation Area Prediction Using Deep Learning with Dimensionality Reduction

都市環境学科 4 年 山口 歓太
Kanta YAMAGUCHI

1. はじめに

著者らはこれまで、次元圧縮を適用した深層学習によるリアルタイム浸水域予測モデル¹⁾の構築を行ってきたが、メッシュ幅の違いによる予測精度や計算時間の比較が行われていなかった。

そこで本論文では、サイズの異なる 2 種類のメッシュを用いてリアルタイム浸水域予測モデルを構築し、予測精度および計算時間におけるメッシュ幅の依存性を検証した。具体的には、25m メッシュと 15m メッシュを用いて比較を行い、両者の予測精度および計算時間について検討した。

2. 学習データについて

モデル構築の流れを図-1 に示す。浸水域予測モデルは、洪水氾濫シミュレーションの結果を活用し、次元圧縮と機械学習を組み合わせることで構築した。まず、洪水氾濫シミュレーションにより、各浸水シナリオに対応する浸水深分布を算出し、これを教師データとして使用する。次に、次元圧縮を適用して浸水深分布から係数ベクトルと特徴量を抽出し、越流水深の時系列データを説明変数、次元圧縮された係数を目的変数として深層学習を行い、モデルを構築した。このモデルを用いて 12 時間後の浸水域を予測した。

2.1 浸水解析モデル

氾濫浸水解析には、一言ら²⁾が使用した氾濫水の挙動を精密に表現可能な Dynamic Wave 法を適用した浸水解析モデルを用いた。 x, y 方向の運動量保存式と質量保存式は以下のとおりである。

$$\frac{\partial M}{\partial t} + \frac{\partial(uM)}{\partial x} + \frac{\partial(vN)}{\partial y} + gh \frac{\partial H}{\partial x} = -gh \frac{n^2 u \sqrt{u^2 + v^2}}{R^{\frac{4}{3}}} \quad (1)$$

$$\frac{\partial N}{\partial t} + \frac{\partial(uN)}{\partial x} + \frac{\partial(vN)}{\partial y} + gh \frac{\partial H}{\partial y} = -gh \frac{n^2 v \sqrt{u^2 + v^2}}{R^{\frac{4}{3}}} \quad (2)$$

$$\frac{\partial h}{\partial t} + \frac{\partial M}{\partial x} + \frac{\partial N}{\partial y} = 0 \quad (3)$$

ここで、 u は x 方向の流速、 v は y 方向の流速、 h は水深、 H は基準面からの水位、 R は径深、 $M = uh$ は x 方向の単位幅流量、 $N = vh$ は y 方向の単位幅流量、 g は重力加速度、 n はマンニングの粗度係数である。なお、空間方向の離散化手法は有限差分法、時間方向の離散化では陽解法

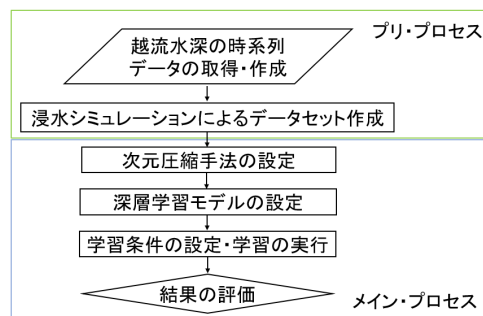


図-1 フローチャート

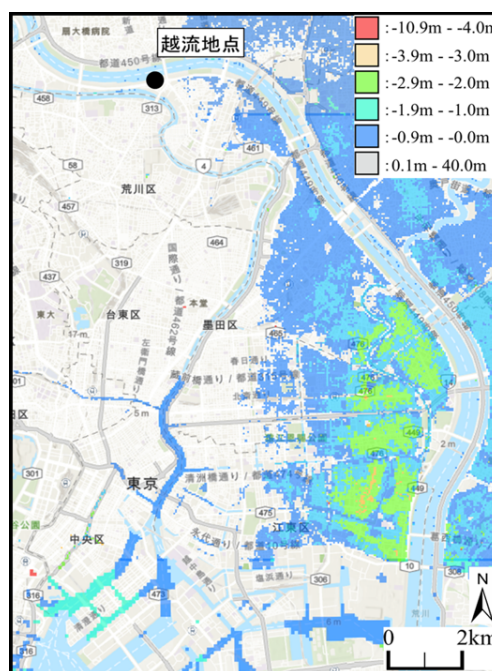


図-2 対象領域とその標高

を使用し、タイムステップは 25m メッシュでは 0.2(s)、15m メッシュでは 0.12(s)。粗度係数は、基盤地図情報の土地利用分類³⁾に応じて設定している。

2.2 学習データ

東京都荒川区、台東区を中心とした荒川右岸からの越流を想定した。対象地域は標高が 0m 以下の地域が広く分布している。なお、標高データや土地利用データには国土院の国土数値情報⁴⁾を使用した。図中実線で囲まれた領域が解析領域である。解析には 25m メッシュ、15m メッシュを用い、標高・土地利用は最近隣内

挿法で設定した．解析領域の解像度についてはそれぞれ 404×548 点， 672×912 点とした．入力データの越流水深データは，1 から 12 時間の 1 時間ごとのデータである．例として 6 つの越流水深データを図-3 に示す．本研究では，越流水深のデータは 1000 ケース作成した．以下に用いた越流水深の式を示す．

$$h = \left\{ \sin \left(a - 0.5 + \pi \times \frac{t}{720} \right) + 0.3b \right\} \times 2c \quad (4)$$

なお， a, b, c は 1 以下の正の乱数であり， t は時刻（分）を表す．(4) 式に従って越流水深 h を計算し，0 以下の h が生成された場合は $h=0$ とした．次に，越流水深を入力して氾濫シミュレーションで得られた 12 時間後の氾濫域の解析結果を図-4 に示す．図-4 は図-3 で示す 6 つの越流水深を使用してそれぞれ 12 時間後の氾濫域を計算したものである．図-4 は平均越流水深が大きいほど広く浸水している．これは平均越流水深が大きいほど対象領域に流れ込む越流量が多いためである．このように越流水深データを用いて氾濫シミュレーションした氾濫域を 1000 ケース作成した．また，平均越流水深最大 (Case A) の計算時間は 25m メッシュでは 156 秒，15m メッシュでは 1985 秒であった．

3. 次元圧縮手法及び予測手法

3.1 次元圧縮手法

次元圧縮は，多少のデータが消失することを前提とし，多次元情報をより少ない次元に圧縮する手法である．入力データの次元数を低次元化し，データセットが膨大になりやすい機械学習などの各種計算における計算量の削減・学習などの効率化が可能な手法である．以下に本研究で使用した次元圧縮手法について説明する．

3.2 特異値分解

次元圧縮手法の 1 つである SVD⁵⁾ は行列を複数の特異ベクトルとそれに対応する特異値に分解する手法である．SVD は以下の式で示され， $n \times m$ の行列 A は次のように分解される．

$$U = \begin{pmatrix} u_{1,1} & \cdots & u_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{m,1} & \cdots & u_{m,m} \end{pmatrix} = (\vec{u}_1 \quad \vec{u}_2 \quad \cdots \quad \vec{u}_n) \quad (5)$$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} a_{1,1} & \cdots & a_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n,1} & \cdots & a_{n,n} \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$V^T = \begin{pmatrix} v_{1,1} & \cdots & v_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{n,1} & \cdots & v_{n,n} \end{pmatrix} = (\vec{v}_1 \quad \vec{v}_2 \quad \cdots \quad \vec{v}_n) \quad (7)$$

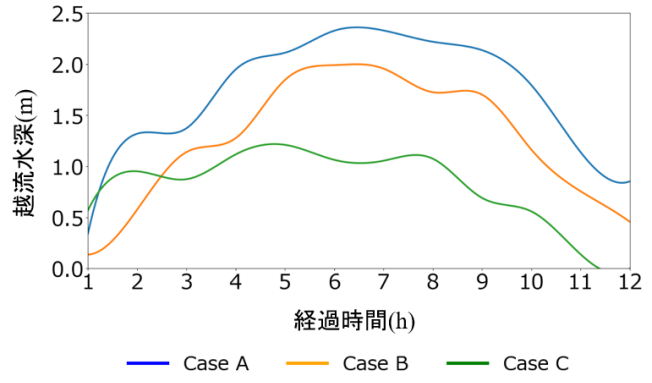


図-3 越流水深の概形（一例）

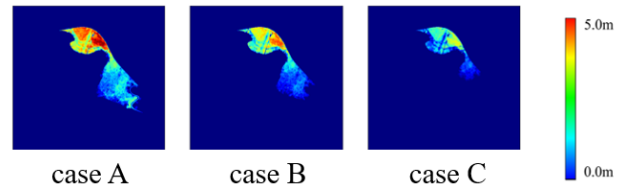


図-4 氾濫シミュレーションによる解析結果 (25m)

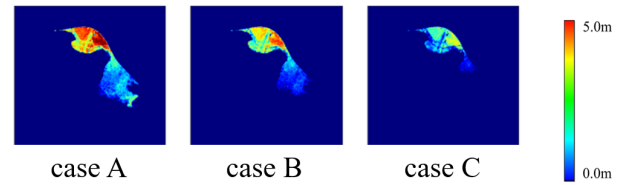


図-5 氾濫シミュレーションによる解析結果 (15m)

ここで， U は $m \times m$ の左特異ベクトル行列（係数行列），は $n \times m$ の対角行列で，対角成分には特異値が降順に並ぶ．ただ， n は通常， A のランクよりも小さい． V^T は $n \times n$ の右特異ベクトル行列の転置行列で特徴量を示す．この時，SVD における特異値は行列 A の特徴量の重要度を示す．特異値が大きいと，特異値に対応する特異ベクトルが重要な特徴量を表す．反対に特異値が 0 に近いほど

対応する特異ベクトルは復元する際に重要でない情報を表している可能性が高い．今回は，浸水域を SVD による分解で得られる係数行列 U を DNN の目的変数とする．

3.3 深層学習手法

本研究では，深層学習手法に DNN を採用した．DNN は，多層の NN を用いて複雑なパターンや特徴を学習する機械学習の一分野である．DNN は，その複雑なモデル構造や大規模なデータセットへの適用により，画像認識，音声認識，自然言語処理などの様々な分野で大きく貢献をしている．本研究で設定した DNN モデルの説明変数は，1 時間後から 12 時間後までの 1 時間ごとの越流水深，目的変数は各圧縮手法で得られた係数行列とした．DNN を用いて予測した係数行列と特徴量を掛ける

表-1 次元圧縮の実行条件と DNN の学習条件

次元圧縮の実行条件	
入力次元数	221,392 次元 (404 × 548)
	612,864 次元 (672 × 912)
圧縮次元数	1～20 次元
DNN モデルの学習条件	
訓練/テストデータ	800/200case
説明変数	越流水深
目的変数	係数行列
学習回数	500 回 (損失が 10 回続くと早期終了)
中間層の数	4 層 (128-64-32-16)
バッチサイズ	32
損失関数	平均二乗誤差
検証方法	交差分割

と浸水域を予測できる。

4. 実行条件・学習条件

次元圧縮の実行条件と DNN モデルの学習条件は表-1 に示す。次元圧縮を用いた浸水域の復元に関する評価指標には RMSE を用いる。RMSE の式を以下に示す。開発環境は、以下の通りである。ハードウェアは CPU : Core i7-14700F, RAM : 32GB, GPU : RTX 4070 12GB を使用し、ソフトウェアは言語として Python 3.10.13 を使用し、そのライブラリである TensorFlow2.10.0, numpy を使用した。なお、 n はデータ数、 a_i は復元された際の浸水深、 f_i はシミュレーションによる浸水深である。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (a_i - f_i)^2} \quad (8)$$

5. 学習結果

DNN で予測した係数行列を用いて SVD で復元した氾濫域の結果を、圧縮次元数ごとの精度と計算時間の観点から比較した。これにより、各圧縮次元数におけるモデルのパフォーマンスと実用性について評価を行った。その結果について、以下に詳しく示す。

5.1 精度と計算時間

精度と計算時間について、図-6, 7, 8 に示す。なお、図-8 は 10 次元での結果である。まず、図-6 から、15m と 25m 共に圧縮次元数が増加するごとに、精度が向上していくことが確認できた。一方、図-7 では、次元数の増加によって大きな傾向は見られなかった。こちらについては、今後も次元数を増加させて傾向を確認する必要がある。また、図-8 については、シミュレーションからの計算速度が本モデルにおいて、25m メッシュでは約 250 倍、15m メッシュでは約 1100 倍となり、計算効率として約 4.4 倍の向上が確認できた。よって、メッシュサイズを細かくすることで計算効率が向上することを確認し

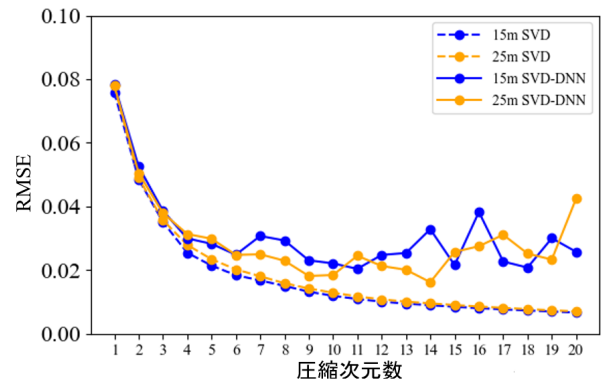


図-6 圧縮次元数と RMSE の関係

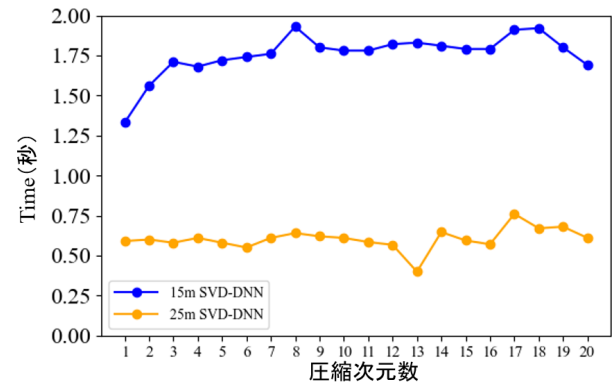


図-7 圧縮次元数と復元時間の関係

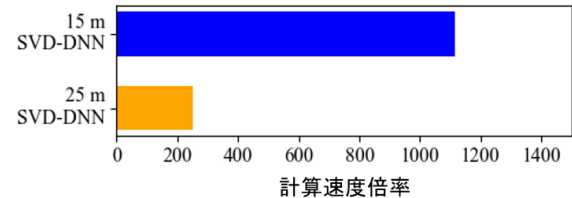


図-8 次元圧縮の適用効果

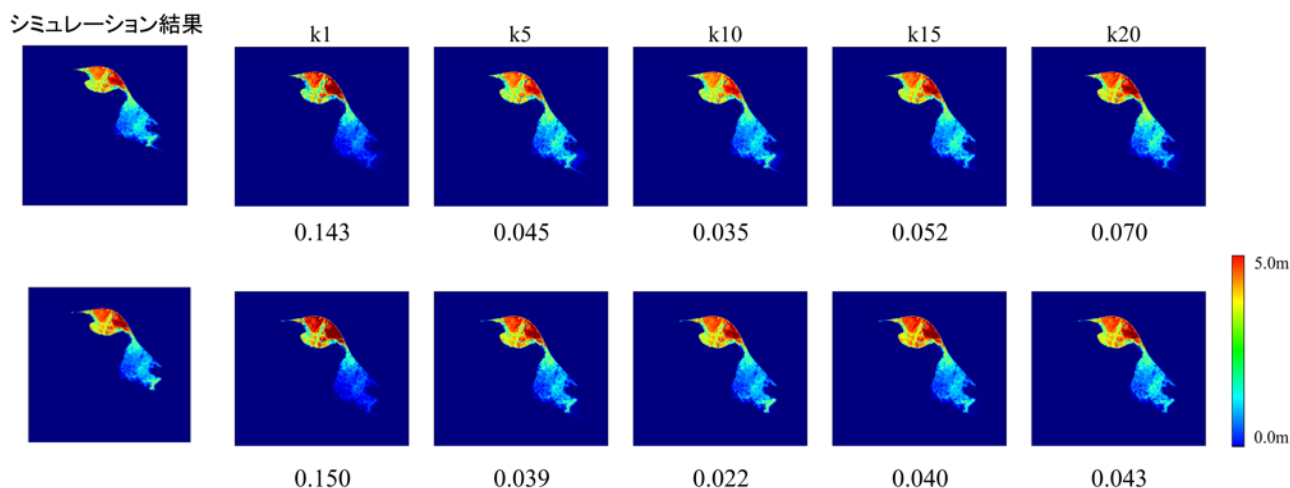
た。この結果は、次元圧縮を適切に活用することで計算資源の効率的な利用が可能であることを示している。

5.2 可視化結果

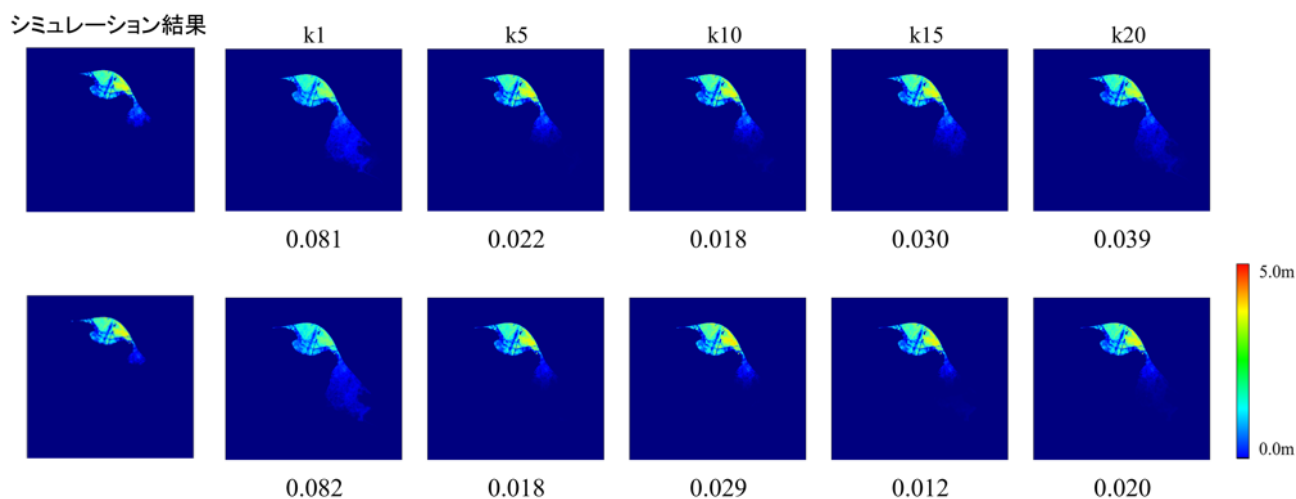
Case A と Case C の可視化結果において図-9, 図-10 に示す。可視化結果からも 15, 25m メッシュともに図-6 の RMSE と同様の傾向を示していることを確認した。また、精度の良い 5～15 次元を定性的に確認すると、シミュレーションのとの違いが確認できない程の結果が示された。

5.3 まとめ

今回は、次元圧縮技術と深層学習を組み合わせた浸水域予測手法を行い、特異値分解 (SVD) を用いて次元圧縮し、新しく作成した 15m メッシュと 25m メッシュでの精度と計算時間を比較した。圧縮次元数ごとの精度比較では、RMSE の観点から、両メッシュにおいて、次



図－9 Case A 1,5,10,15,20 次元 (上段：25m 下段：15m 画像上数字は次元数 画像外下字は RMSE)



図－10 Case C 1,5,10,15,20 次元 (上段：25m 下段：15m 画像上数字は次元数 画像外下字は RMSE)

元数増加とともに精度の向上がみられた。また、シミュレーションからの計算時間と本モデルでの計算時間を比較すると大幅な計算効率の向上を確認した。

6. おわりに

本論文では、サイズの異なる 2 種類のメッシュを用いて浸水域予測モデルを構築し、予測精度と計算時間のメッシュ依存性を検証した。その結果、以下の結論を得た。

- いずれのメッシュ幅においても、10 次元程度から高精度な予測結果が得られた。
- 15m メッシュでは、25m メッシュの約 4.4 倍の計算時間の短縮結果が得られた。

今後は、更に細分化したメッシュを作成し、精度と計算時間の比較を行っていく予定である。これにより、現在の 15m メッシュおよび 25m メッシュと比べて、どの程度の細かさが予測精度と計算時間に影響するかを明らかにすることを目指す。

かにすることを旨とする。

参考文献

- 1) 中山 龍也, 羽物 裕人, 一言 正之, 檜山 和男: 深層学習を用いたリアルタイム浸水域予測における次元圧縮の適用, AI・データサイエンス論文集, p 563-571, 2024 年
- 2) 一言 正之, 荒木 光一, 古木 宏和: 敵対的生成ネットワークによる洪水氾濫浸水域の推定, 人工知能学会全国大会第 33 回, 2019.
- 3) 基盤地図情報: 国土数値情報土地利用細分メッシュ, <http://nlftp.mlit.go.jp/ksj/gml/datalist/KsjTemplt-L03-b.html>(参照 2024-11-17)
- 4) 国土地理院, 国土数値情報 <https://www.gsi.go.jp/kiban/> (参照 2023-10-10)
- 5) Schmidt, E. (1907), Zur Theorie der linearen und nichtlinearen Integralgleichungen. I Teil. Entwicklung willkürlicher Funktionen nach System vorgeschriebener, Mathematische Annalen 63(1), (January): 433-476.

PLATEAU を用いた深層学習による土地利用分類モデルの精度向上の検討

Investigation of Improving the Accuracy of Land Use Classification Models Using Deep Learning with PLATEAU

都市環境学科学部 4 年 大舘 雄介
Yusuke Odate

1. はじめに

土地利用分類は、土地利用計画の策定や浸水シミュレーション等を行う上で重要である。既往の研究¹⁾では、これらの用途へ効率的な活用を目的として、航空写真と数値地図 5000 を用いた深層学習によるセマンティックセグメンテーションモデルを構築し、高精度な土地利用ラベルの作成が試みられてきた。しかし、数値地図 5000 に整備されている都市データは限られており、都市部の転移学習精度に課題があった。

そこで本論文では、都市的地域の分類精度の向上を目的とし、現在急速に普及している 3D 都市モデルの PLATEAU²⁾に着目した。教師データが既往のデータのみモデルと、PLATEAU のデータを併用したモデルを構築し、その分類精度を比較および検証した。

2. 学習データセットの構築

深層学習のフローチャートを 図-1 に示す。プリプロセスとして航空写真と土地利用ラベルを取得し、それを適切な大きさに分割する。メインプロセスとして、深層学習モデルとハイパーパラメータ等の設定をし、学習を実行する。ポストプロセスとして、得られた結果を評価し必要に応じてモデルや学習データの修正を繰り返す。

2.1 対象領域の選定

本論文では、学習データセットとして国土地理院が提供する年度別航空写真（2007 年度以降、数値地図 5000 および PLATEAU の土地利用ラベルを用いた。PLATEAU は、東京をはじめとする 211 地域（2024 年 3 月時点）の詳細な土地利用ラベルが整備されている。航空写真および PLATEAU より入手した土地利用ラベルを 図-2 に示す。対象領域として、既往研究と同様に数値地図 5000 の近畿圏（2008 年のデータ）と新たに東京における荒川の流域を選定した。この地域は数値地図 5000 では未整備の土地であるため、既存のデータセットには含まれない情報を補える。

2.2 学習データセット作成

本論文で作成したデータセットの一部を 図-3 に示す。最終的には土地利用分類の浸水シミュレーションへの適用を目指し、国土交通省が定める粗度係数分類を基準として PLATEAU の 27 項目を 5 項目に統合した。

学習データセットを用意するために、GIS ツールである ArcGIS を用いて 100 m × 100 m メッシュを作成した。それを航空写真や土地利用ラベルに重ね合わせ、1

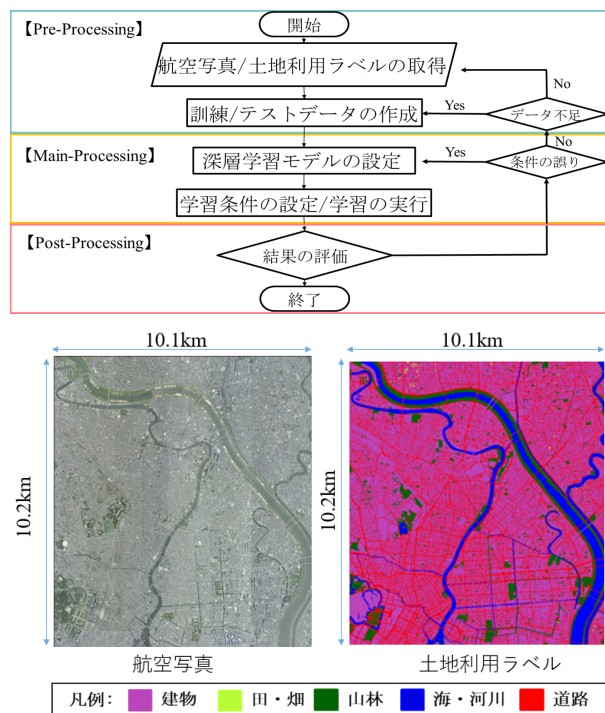


図-2 対象領域の一部

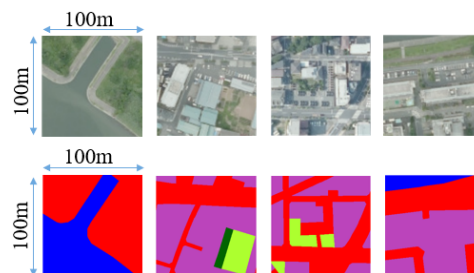


図-3 学習データセットの一部（航空写真（上）、土地利用ラベル（下））

辺 100 m の正方形単位に分割した。これらを既往研究で用いられた学習データセットと併せて使用した。

3. 深層学習モデルの構築

3.1 深層学習モデルについて

本論文で用いる Pyramid Scene Parsing Network³⁾（以降、PSPNet）の概略図を 図-4 に示す。PSPNet は複数の解像度で特徴マップを作成し、大域的情報と局所的情報の両方の特徴を抽出することで高精度なセグメンテーション結果を得られる。また、本研究では画像回転によるデータ拡張手法を導入した。複数視点から画像を学習することで、効果的な学習を実現する。

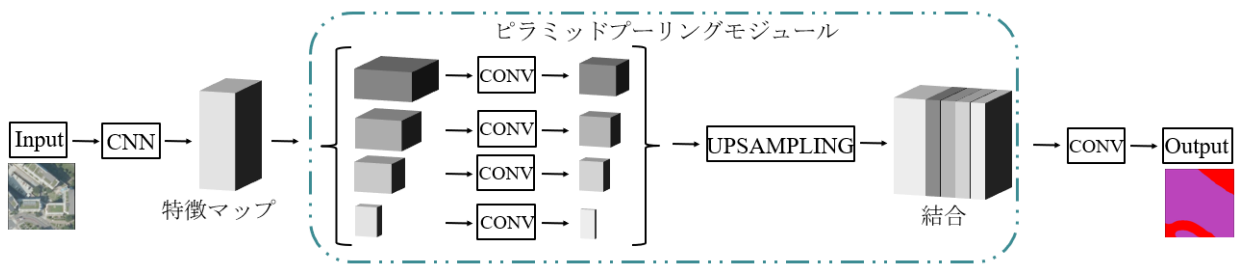


図-4 PSPNET の概略図

表-1 各 Case の詳細

	データセット
Case1	数値地図5000のみ
Case2	数値地図5000のみ+画像回転
Case3	PLATEAU追加
Case4	PLATEAU追加+画像回転

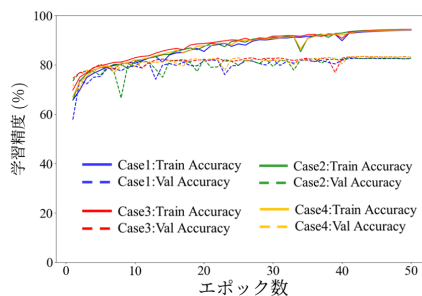


図-5 ケース毎の学習精度の推移

3.2 学習条件

本研究で実行した4つのCaseの詳細を表-1に示す。これらのケースで学習したモデルを用いて、東京都三鷹市で転移学習を行った。

3.3 学習結果

3.3.1 学習の精度

Case毎の分類モデルの学習推移を図-5に示す。いずれのCaseにおいてもトレーニングのPixel Accuracyは約90%の精度で、検証のPixel Accuracyは約80%の精度になっている。

3.3.2 転移学習

転移学習結果の可視化結果を図-6、混同行列を表-2に示す。可視化結果を比較すると、画像回転の有無に関わらず、PLATEAUのデータを追加したことで正解率が上昇している。その一方で、PLATEAUのデータ追加に関わらず画像回転を加えたことで、正解率が低下している。また、混同行列を比較すると、PLATEAUのデータを追加することで、多くの項目で精度が改善していることが確認できる。

4. おわりに

本論文では、土地利用分類において従来考慮されていなかった都市データをPLATEAUより追加し、学習データセットに加えることで以下のことを確認した。

- PLATEAUのデータの追加により、既往研究における課題であった都市部の分類精度が向上した。

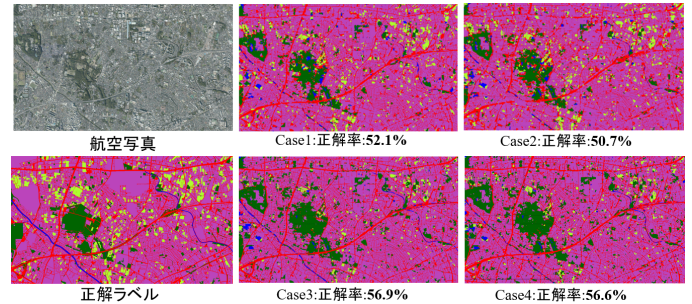


図-6 東京都三鷹市

表-2 東京都三鷹市の混同行列

Case1		予測					
		建物	田畑	山林	海・河川	道路	再現率
正解	建物	72,871,813	2,126,671	3,617,246	788,416	9,020,654	82.4%
	田畑	3,357,023	5,179,456	1,681,731	229,684	1,691,246	42.7%
	山林	2,094,987	891,966	4,981,255	619,169	1,998,375	47.1%
	海・河川	220,557	59,719	82,780	381,392	355,332	34.7%
	道路	8,723,170	389,478	495,355	137,458	14,686,027	60.1%
	適合率	83.5%	59.9%	45.9%	17.7%	52.9%	F1:51.8%
Case2		予測					
		建物	田畑	山林	海・河川	道路	再現率
正解	建物	72,431,736	2,292,707	3,428,065	723,670	9,548,622	81.9%
	田畑	2,926,684	5,542,384	1,380,629	252,974	2,036,469	45.7%
	山林	1,948,474	1,003,676	4,678,498	689,439	2,265,665	44.2%
	海・河川	238,503	65,114	60,338	359,659	376,166	32.7%
	道路	9,485,035	405,212	446,446	106,202	13,988,995	57.3%
	適合率	83.2%	59.5%	46.8%	16.9%	49.6%	F1:51.0%
Case3		予測					
		建物	田畑	山林	海・河川	道路	再現率
正解	建物	74,923,743	396,508	5,711,950	434,105	6,958,494	84.7%
	田畑	4,626,920	2,682,907	3,907,892	132,679	788,742	22.1%
	山林	2,091,300	248,823	7,259,273	282,107	704,249	68.6%
	海・河川	203,087	3,618	172,270	588,979	131,826	53.6%
	道路	6,139,710	50,868	950,348	74,460	17,216,102	70.5%
	適合率	85.2%	79.3%	40.3%	38.9%	66.7%	F1:56.8%
Case4		予測					
		建物	田畑	山林	海・河川	道路	再現率
正解	建物	73,936,542	576,514	5,844,317	363,411	7,704,016	83.6%
	田畑	4,141,010	2,754,862	4,105,894	157,935	979,439	22.7%
	山林	1,907,699	252,940	7,427,297	249,019	748,297	70.2%
	海・河川	181,624	7,478	234,247	391,763	284,568	35.6%
	道路	6,193,488	81,560	1,010,845	58,161	17,087,434	69.9%
	適合率	85.6%	75.0%	39.9%	32.1%	63.8%	F1:54.2%

- データ拡張は、かならずしも精度向上に繋がらないため、慎重な導入が必要である。

今後の課題としては、より汎用性が高い高精度な分類モデルの構築を目指す。

参考文献

- 1) 羽物裕人, 大川博史, 檜山和男: 航空写真を用いた Semantic Segmentation による土地利用分類モデルの構築と津波シミュレーションへの適用, 2024
- 2) 国土交通省: PLATEAU, <http://www.mlit.go.jp/plateau/open-data/> (参照 2024-12-10)
- 3) Zhao, H., Shi, J., Qi, X., Wang, X., and Jia, J.: Pyramid Scene Parsing Network, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.2881- 2890,2017.

重畳精度向上のための AR 可視化システムの構築

Development of an AR visualization system to improve overlay accuracy

都市環境学科 学部 4 年 石川隼也
Ishikawa Shunya

1. はじめに

本研究は、ロケーションベース AR 可視化システムの実用性向上の検討を行うものである。著者らの研究¹⁾では、ロケーションベース AR 可視化システムの適用を目的として、実際の建設現場等への適用を行ってきたが、GNSS 受信機の鉛直方向の精度が低いという問題があった。本論文では、重畳精度の向上として、API(Application Programming Interface)を用いて鉛直方向の補正計算を行うシステムの構築について報告する。

2. AR 可視化システム

本システムのフローチャートを図-1 に示す。

2.1 開発環境

デバイス構造を図-2 に示す。本研究では、統合開発環境はゲーム開発プラットフォームである Unity2020.3.24f1 を使用する。AR 可視化システムの開発キットとして、iOS に対応する ARKit4.0.13 と ARFoundation4.2.9 を、デバイスには Apple 社の商品である iPadPro11-inch(第 4 世代)を使用した。また、位置情報の受信には、GNSS 受信機である QZNEO を 2 セット用いた。後述の方位角補正を行うため、受信機を上部に離して設置し、2 つの受信機の距離は 78cm とした。

2.2 プリプロセス

2.2.1 可視化モデル

仮想空間上に対象構造物となる 3D モデルを入力する。

2.2.2 可視化位置座標

重畳位置の緯度、経度、楕円体高を入力する。本システムは、北を z 軸方向、東を x 軸方向、鉛直上向きを y 軸方向とし、それぞれ緯度、経度、楕円体高を対応させている。仮想空間上の各 3D モデルは事前に可視化座標系での座標と向きの情報が与えられている。

2.3 メインプロセス

2.3.1 方位角補正

アプリケーション起動時は、前述の座標系が一致していないため、可視化座標系の方位角補正を行う。補正方法は参考文献²⁾を参照されたい。

2.3.2 API 通信

GNSS 受信機の NMEA 標高データ、NMEA ジオイドデータは日本の現行の測地基準系 (JGD2011) を用いていないため、多少の誤差が生じる。そこで API(Application Programming Interface)を用いて国

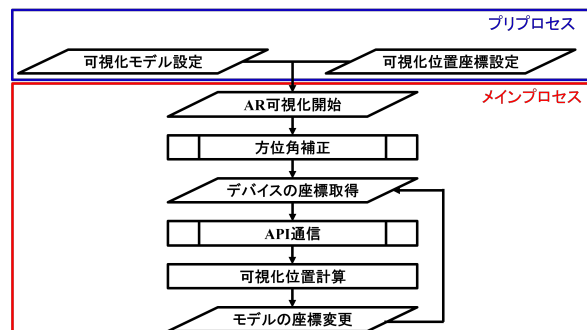


図 - 1 フローチャート

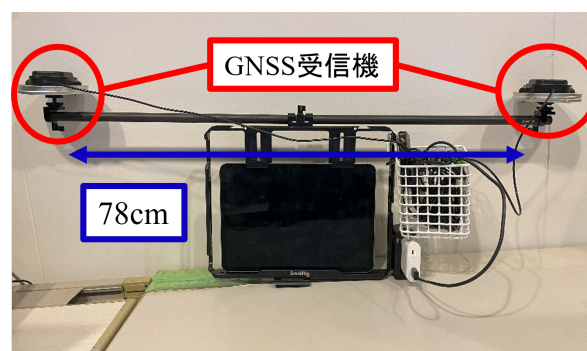


図 - 2 デバイス構造

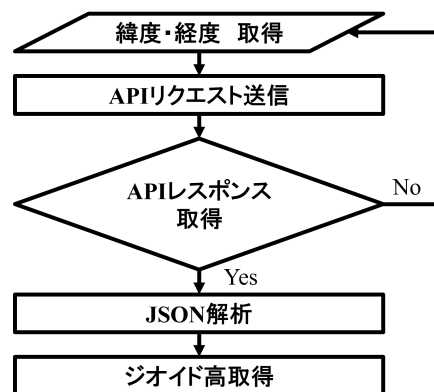


図 - 3 API 通信のフローチャート

土地院測量計算サイト³⁾からジオイド高を取得し、求めた標高を後述の位置合わせに用いて計算を行うシステムを構築した。

API 通信は図-3 に示すフローチャートに沿って 1 秒毎に行う。GNSS 受信機で受信した緯度、経度の値を API リクエストで送信する。レスポンスを取得できた場合 JSON 解析を行い、レスポンスを取得できなかった場合、次のステップの緯度、経度を待機する。JSON と

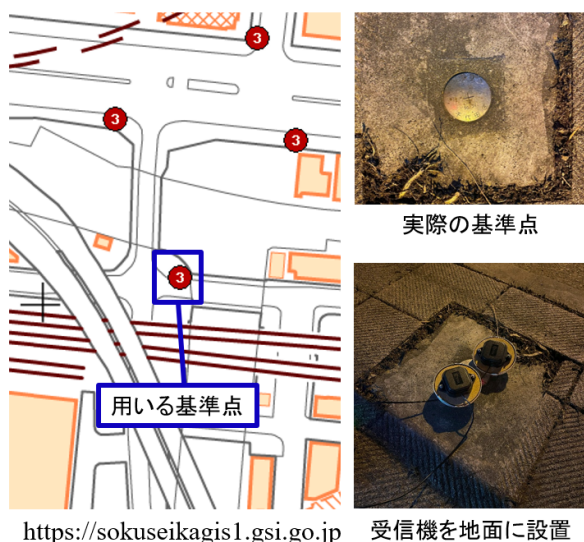


図 - 4 精度検証の様子

は、JavaScript Object Notation の略で、データ形式のひとつである。API レスポンスは JSON 形式であるためそれを読み取る必要があり、その一連の作業を JSON 解析と呼ぶ。

2.3.3 位置合わせ

アプリケーション起動時、平面方向に関しては、可視化座標の原点と GNSS 受信機から受信したデバイスの座標の差を計算し、可視化モデルを正しい位置に表示する。一方で、鉛直方向に関しては、前述の API 通信により求めたジオイド高と、計算により求めた標高をもとに補正を行う。

また、平面方向、鉛直方向ともに 1 秒毎に位置情報の送受信を行い、その都度再計算を行うため、デバイスが移動した際にも高精度な重畳が可能である。回転方向の補正は iPad のジャイロセンサで行う。

3. 適用例

3.1 可視化位置

API の有用性を検討するために、図-4 に示す東京都文京区にある基準点⁴⁾で、取得した鉛直方向データの精度検証を行った。また、API を用いた AR 可視化システムの有用性を確認するために、図-5 に示す東京都文京区神田川で、観測者の位置から河岸を可視化し、定性的な重畳精度の確認を行った。

3.2 重畳結果

取得した鉛直データの精度検証を行ったところ、基準点のジオイド高、標高と比較して、丸め誤差を考慮し、ジオイド高は 14.7cm、標高は 9cm の誤差であった。このことから、定量的に高精度であることを確認した。

神田川での可視化結果を図-6 に示す。河岸の 3D オブジェクトが実際の河岸と重なり、API を用いた AR 可視化システムは高精度な重畳が可能であることを定性的に確認した。



図 - 5 適用場所



図 - 6 可視化結果

4. おわりに

本報告では、API を用いた AR 可視化システムの構築を行い、以下の結論を得た。

- 本システムで取得した鉛直方向データは、高精度であると定量的に確認した。
- 本システムは高精度に重畳が行えることを定性的に確認した。

今後は、本システムを実際の建設現場等に適用し、有用性を検討していく予定である。

参考文献

- 1) 石川隼也，樫山和男，ロケーションベース AR 可視化システムの水中構造物への適用と実用性向上の検討，中央大学卒業論文，2024
- 2) 鈴木雅大，大川博史，中祖諒大，樫山和男：小型 GNSS 受信機を用いた水域環境における AR 可視化システムの構築，土木学会論文集，Vol.79，No.22，22-22013，2023
- 3) 地理院測量計算サイト <https://vldb.gsi.go.jp>
- 4) 基準点成果等閲覧サービス <https://sokuseikagis1.gsi.go.jp/>
- 5) 地理院地図 <https://maps.gsi.go.jp/> (2025.01.06 入手)