

JHPCN 第12回拠点シンポジウム, オンライン,
2020年7月9日(木)

課題番号: jh200064-NAH

機械学習を用いた風環境予測精度の向上と
防災技術への応用

Improvement of the accuracy for predicting wind
environment based on machine learning and its
application to disaster prevention technology

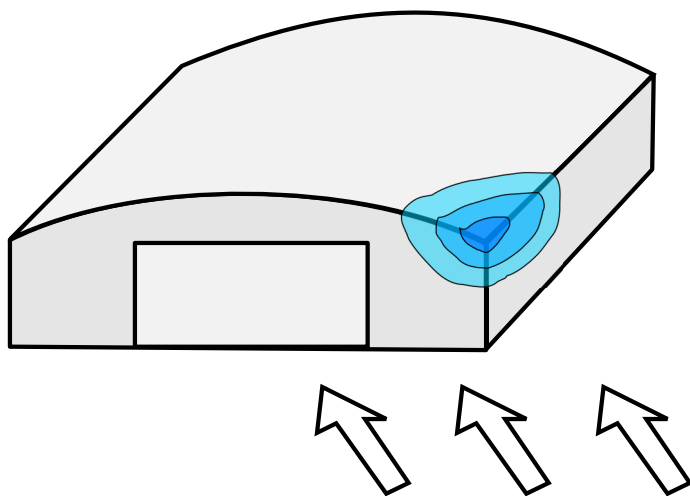
高木 洋平¹⁾, 大島 聡史²⁾, 今野 雅³⁾, 下川辺 隆史⁴⁾,
大塚 崇之⁵⁾, 安田 健太郎⁵⁾, 境 昭裕¹⁾

- 1) 横浜国立大学大学院
- 2) 名古屋大学情報基盤センター
- 3) 東京大学情報基盤センター客員研究員

- 4) 東京大学情報基盤センター
- 5) 日鉄エンジニアリング

研究背景: 強風時の建物被害

- ・ 台風などの強風環境下での建物被害
 - 瞬間的な風圧の上昇により, 外装材が破損
 - 倉庫建物の部材は個々の耐圧基準によって選定



非定常な風環境において局所の表面圧力ピークの予想が必要



2019年台風15号での被害(伊豆大島)

既往の研究: 建物表面のピーク風圧評価

- 田中ら, “LESによる低層建物の外装材用ピーク外圧係数に関する時空間評価”, 第24回風工学シンポジウム (2016)

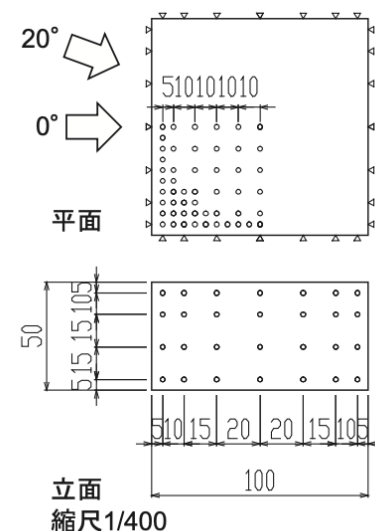
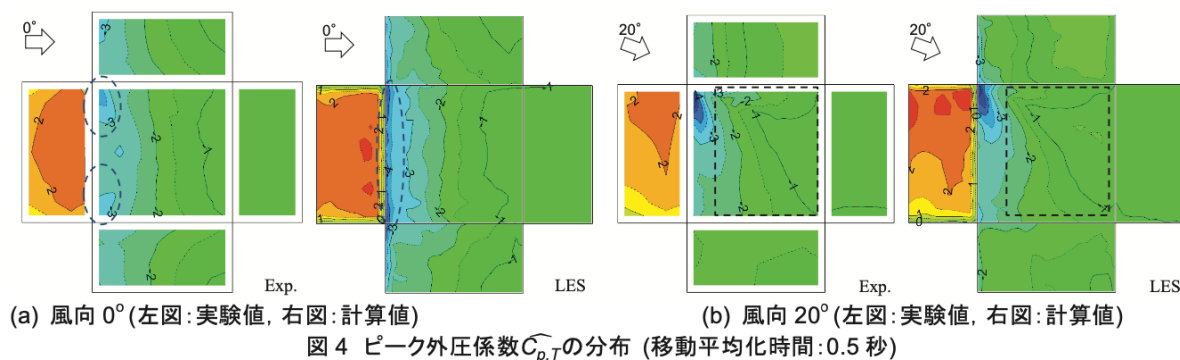


図 1 計算対象建物と測定点位置

- LESは非定常な圧力変動を捉えるには極めて有用
 - 計算コストが高く, 様々な風環境・建物形状に適応はできない
 - 機械学習の活用が注目されている

既往の研究: 風環境予測への機械学習の応用

- 有坂ら, “RANS を入力としLESを出力とした機械学習による建物まわりの平均風速場予測”, 日本流体力学会年会2019 (2019).

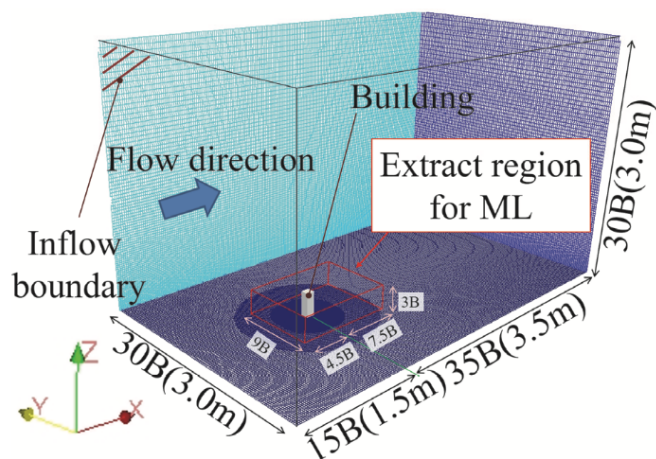


Fig. 1 The object and the region of CFD simulations

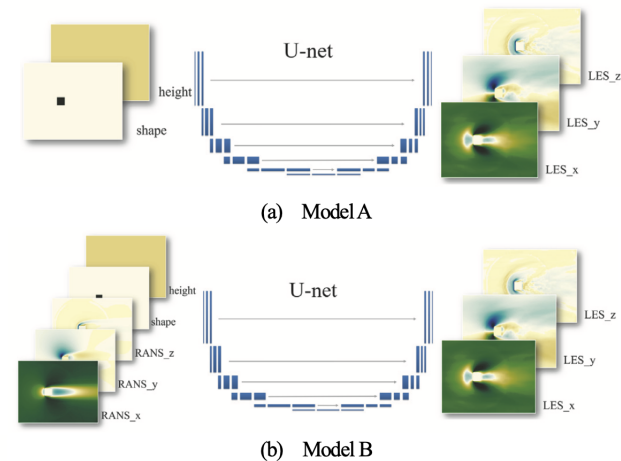
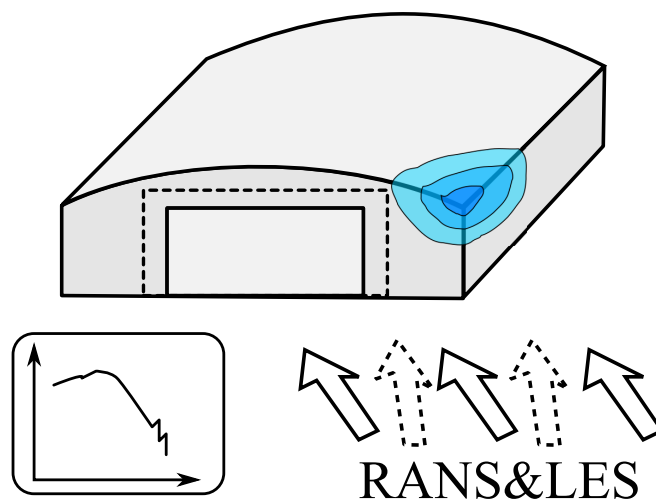


Fig. 4 Overview of machine learning models

- 機械学習モデル: U-net
- 学習モデルの入力値としてRANSを用いている
- 平均風速場を予測している

本研究での目的

- 台風などの強風環境下において、流れの非定常性に起因する建物表面でのピーク風圧の発生を、CFD(RANS・LESデータ)のハイブリッドな教師データから学習する機械学習モデルを提案する。

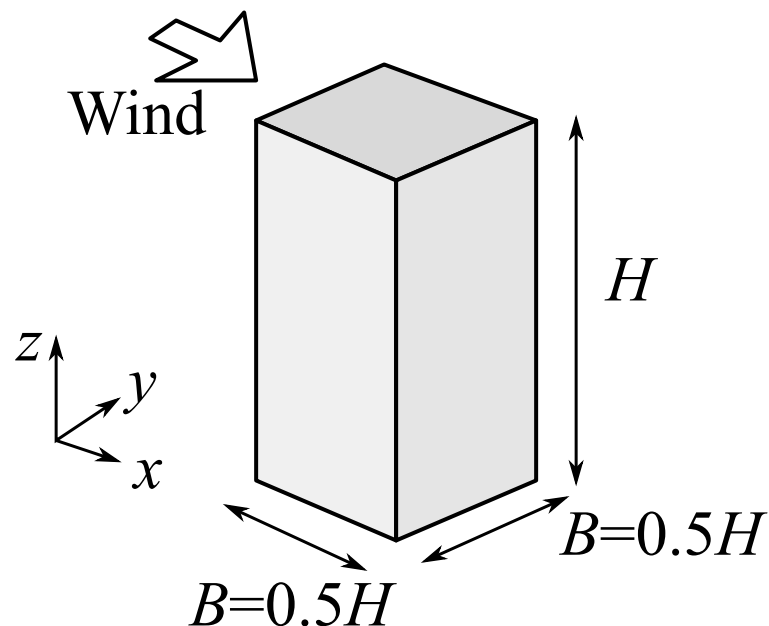


- 本研究でのオリジナリティ
 - 風向変化だけでなく、建物表面形状変化への対応
 - 流れの非定常性に起因する要素として、流入風の乱流特性量(エネルギースペクトルなど)を学習データに追加

基礎検討時の解析対象モデル

- 単体建物モデル(1:1:2角柱モデル)
 - 都市の風環境予測のためのCFDガイドブック[1], Case-H

Property	Value
H (建物高さ)	0.20 m
U_H ($z=H$ の流入風速)	4.268 m/s
$Re(=U_H H/\nu)$	約56,900
θ (風向)	$0^\circ \sim 45^\circ$



解析手法

- ・ 本研究では機械学習用のデータセットを、数値流体力学 (Computational Fluid Dynamics, CFD) から生成して学習に用いる.
- ・ 研究項目としては,
 - LES(Large-eddy Simulation)による高精度学習データの生成, 実験結果との比較検証
 - RANS(Reynolds Averaged Navier-Stokes equation)によるパラメトリックな学習データの生成と計算結果のクラスタリング
 - LES・RANSデータを学習データとして用いた機械学習モデルの構築と精度検証

CFD手法概要

- ・ 流体解析ソルバー・解析手法
 - OpenFOAM v1912, pimpleFoam(単相非定常流れ)
 - 移流項スキーム: filteredLinear2V(振動除去線形補間, LES)
limitedLinearV(TVD系, RANS)
 - 圧力-速度連成: PISO(LES), SIMPLEまたはPIMPLE(RANS)
 - 乱流モデル: WALE (LES), $k-\omega$ SST (RANS)
 - ノード数, PPN, 領域分割手法, 圧力・速度の線型ソルバ:
 - ・ ベイズ最適化によりノード時間積が最小となる設定
- ・ 境界条件
 - 流入条件(LES)
 - ・ デジタルフィルタにより人工的に生成された流入変動風
(turbulentDigitalFilter, reducedDigitalFilter)[2]

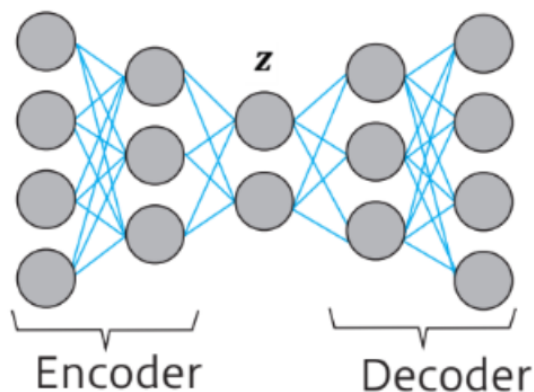
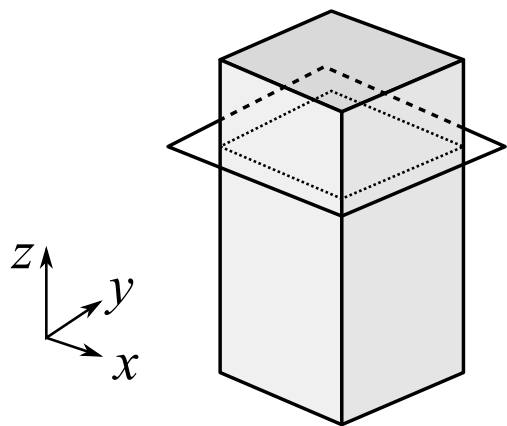
[2] Xie, Z. T., & Castro, I. P., Flow, turbulence and combustion, 81 (3), 449-470 (2008).

機械学習用データセット

- ・ CFD結果より以下のデータを機械学習に用いる.
 - 建物形状(STLデータから変換して利用)
 - 風向($\theta = 0^\circ \sim 45^\circ$)
 - 流入面における時間平均風速・乱流統計量の鉛直プロファイル
 - ・ LESではエネルギースペクトルも用いる
 - 建物表面風圧係数, および, 代表的な断面における風速
 - ・ 時間平均値, ピーク値, ワイブル係数等
 - ・ LES解析結果について実時間1秒の移動平均化処理した値を, 実時間600秒相当の区間で数区間アンサンブル平均

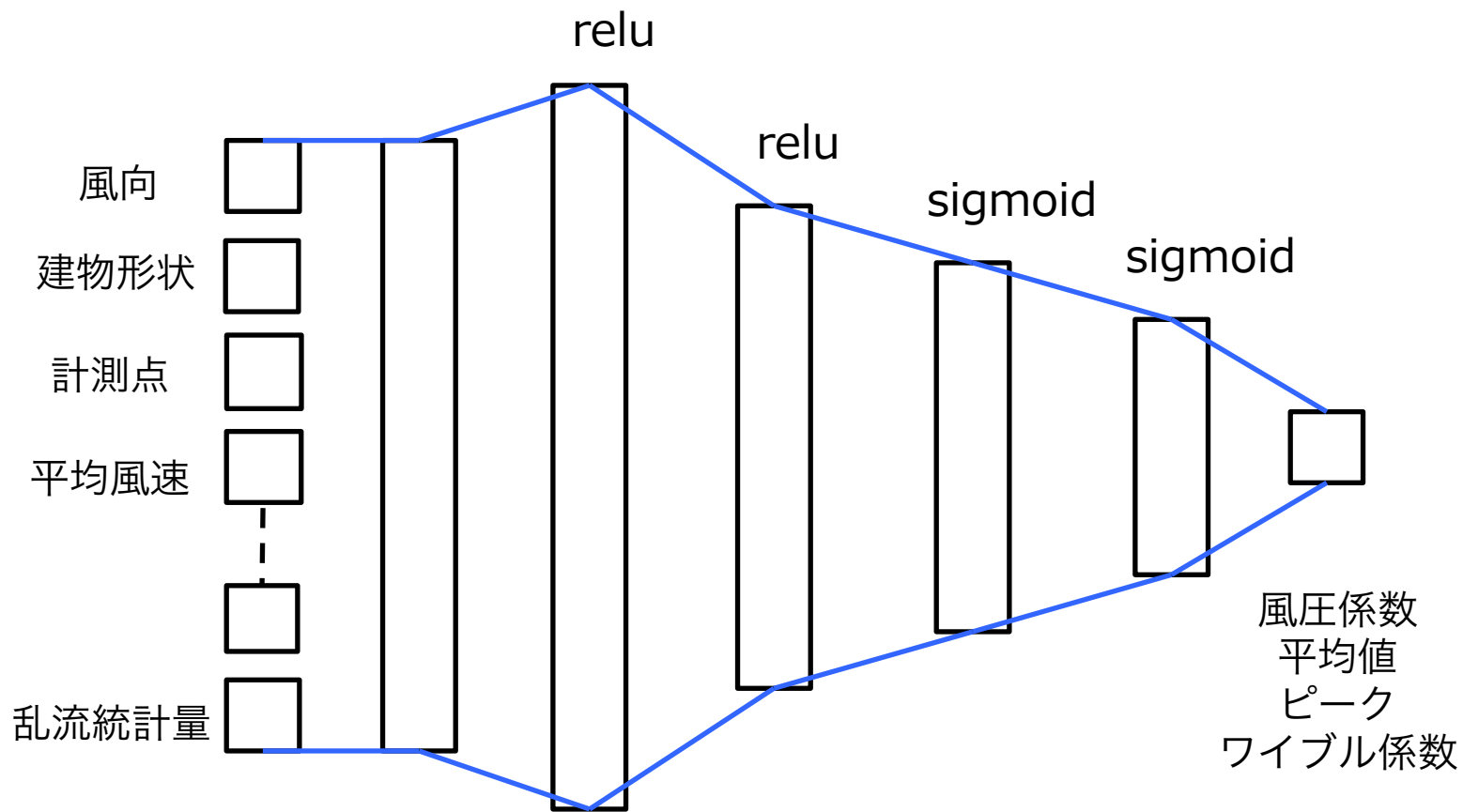
機械学習モデル

- Denoising Auto Encoder (DAE)による次元圧縮
 - 一般に物体形状は3次元複雑形状であり, CAD形式(STL形式)で与えられる.
 - 平均風速は地面からの距離 z に依存するので, 建物を z 軸に沿って分割し, 形状を表す点群をDAEによって次元圧縮して学習データの入力値に用いる.



機械学習モデル

- 建物表面風圧係数の推定ネットワークの例



使用計算機資源

- ・ 東京大学情報基盤センター, Oakbridge-CX, 72,126ノード時間
 - 機械学習の教師データとなるLES解析結果, および, パラメトリックRANS解析に利用
 - 使用ソフトウェア: OpenFOAM
- ・ 名古屋大学情報基盤センター, Type Iサブシステム (FX1000, 不老), 96,714ノード時間
 - CFD解析結果を用いた機械学習モデルの構築・チューニングに利用
 - 使用ソフトウェア: 未定
 - ・ 不老が稼働する2020年7月以降に, 機械学習フレームワークのベンチマークテストを行なって決定

現在までの進捗状況

- ・ 1:1:2角柱モデルでの予備検討
 - 風洞実験の助走部分を再現したLES解析による流入変動風データ[1]を流入面に用いたLES解析
 - ・ 流入変動風として高品質であり，風洞実験結果[AIJ CFD]と良く一致
 - ・ データファイル処理がホットスポットとなり，大規模並列でスケールしない
 - ・ 実務上汎用性に欠けるので，人工流入変動風を採用
 - デジタルフィルタによる人工流入変動風を用いたLES解析
 - ・ 風洞実験結果[1]と概ね一致
 - ・ 領域分割により流入面が別々の領域になると変動風生成がホットスポット化
 - PPN，領域分割手法，圧力・速度の線型ソルバのベイズ最適化
 - ・ Oakbridge-CX 1ノードを用いた格子数3M(建物辺40分割)のLES解析
 - ・ 初期値：56PPN, scotch分割, 圧力PCG(DIC), 速度symGaussSeidel
 - ・ 最適値：52PPN, kahip分割, 圧力PCG(GAMG-DIC), 速度BiCG(DILU)
 - ・ 初期値に対する高速化: 1.93倍
 - ・ 変動風生成が原因で多ノードではスケールせず，ノード時間が大幅に増加

[1] 日本建築学会，都市の風環境予測のためのCFDガイドブック，丸善 (2020).

今後の計画・課題

- ・ 変動風生成の負荷低減による大規模並列時のスケール化
 - ・ 建物形状変更の自動化
 - 形状変更は任意性があるので一定の制限ルールに従って自動化
 - ・ 大規模LES解析の実施と実験データを用いたValidation
 - 質の良い学習データセットの構築
 - ・ RANSパラメトリックスタディ結果のクラスタリング
 - ばらつきのあるデータセットの効率的な生成
 - ・ LES計算結果を含めた新規機械学習モデルの提案

 - ・ 実際の建物形状への本手法の応用は、次年度以降の発展課題として検討予定
-