建物建設前の情報を利用した機械学習による建物周辺気流分布の予測

丹原千里 小野佳之 木梨智子 田畑侑一 井田慎太郎

Prediction of Wind Distribution Around Buildings by Machine Learning Using Pre-construction Information

Chisato Tambara	Yoshiyuki Ono	Satoko Kinashi
Yuichi Tabata	Shintaro Ida	
Abstract		

A machine learning method was applied to predict pedestrian-level wind environments around buildings planned for construction, that has recently become an attractive alternative to CFD simulations or wind tunnel test. The machine learning prediction of the post-construction wind distribution based only on post-construction city information was significantly improved by the additional incorporation of the CFD-produced wind distribution and city information of pre-construction conditions as teaching data. Close examinations of the sensitivity of the prediction accuracy to changes in building shapes were also conducted, indicating the usability of the method in saving the time of tasks in wind environment assessments with reasonable levels of accuracy.

概 要

近年,機械学習を用いて数値シミュレーション結果を予測する手法が注目を浴びている。風環境分野では,風 洞実験や CFD 解析を用いて風速分布の予測を行うが,実験模型・解析用建物モデルの作成や実験・解析に時間 を要するため,機械学習の適用による時間短縮が期待されている。本研究では,機械学習による予測時間の短縮 と精度の向上を目的として,計画建物建設後の風速分布を予測する際に,建設前後の街区形状の情報と建設前の 風速分布を使用する手法を提案した。はじめに,街区形状の情報のみを使用する手法と提案手法を比較し,提案 手法が高い性能を示すことを確認した。次に,様々な建設前後の建物形状の変化パターンでの検討を行い,未知 の形状変化に対しても一定の精度で風速分布を予測できることを確認した。

1. はじめに

近年,機械学習が注目されており,様々な問題解決への取組みが盛んに行われている。機械学習を用いて数値 シミュレーション結果を学習し,未知の問題に対する計 算結果を予測するサロゲートモデルも,注目されている 手法の1つである。サロゲートモデルでは,学習に多数 のデータ(教師データ)が必要であり,データ作成と機 械学習モデルの学習に時間を要するが,学習が完了すれ ば学習対象と同じ問題について数値シミュレーションを 実施する場合と比較して短時間で計算結果を予測するこ とができる。風環境の分野でも風の流れの数値シミュ レーションの実施に時間を要しており,時間短縮のため の機械学習の応用が期待されている。

風環境評価は、新たに建設される建物(以下,計画建物)が、ビル風などの周辺街区の風環境に与える影響を 把握することを目的に実施される¹⁾。風環境評価の流れ を Fig.1 に示す。評価には、16 風向分の風速分布から算 出される専用の指標が用いられ、一般的には計画建物建 設前後(以下,建設前後)の評価結果を比較することで 計画建物が周辺街区の風環境に与える影響を確認する。

風環境評価に必要となる風速分布の予測には通常風洞 実験や数値流体力学(Computational Fluid Dynamics,以下 CFD 解析)が用いられるが、実験模型・CFD 解析用建物 モデルの作成や実験・解析に時間を要する。さらに、評 価結果が好ましくない場合には風環境を改善させるため の対策が求められるが、建物の形状や配置、植栽の大き さや本数を変化させて繰返し解析を行う必要があり (Fig.1 の下の段の流れ),多大な時間的コストを要する。 以上から、機械学習を用いた省力化(Fig.1 の赤枠部分) が期待されており、設計初期段階でのボリューム検討や 対策方法の迅速な提案が可能となる。

風環境の分野ではこれまでも機械学習の利用が検討さ れている。例えば加藤²⁾は単体建物周りの風の流れを対 象に畳み込みニューラルネットワークを適用し,予測結 果について CFD 解析との比較をしている。その後,田中 ら³⁾による複数建物周りの風の流れや,中村⁴⁾による市 街地の複雑な風の流れを対象として予測が試みられた。 また,山口ら⁵⁾は CFD 解析で使われる乱流モデルの違い を利用した手法により予測精度の向上に取り組んでいる。 風環境評価において風洞実験や CFD 解析による予測 を機械学習で代用する場合,予測の対象は風環境評価結 果そのもの,あるいは指標の算出の元になる風速分布の 2 通りが考えられる。前述のとおり,風環境評価には専 用の指標が用いられ,評価結果が好ましくない場合には 対策が求められるが,対策が必要な範囲は局所的である。 そのため,教師データの量と質の確保が困難であり,風 環境評価結果を予測する手法では精度が確保されない可 能性がある。また,指標に照らし合わせる際には地域の 最新の気象データが必要となることもあり,これも課題 のひとつである。

一方で、風速分布の予測を単純に機械学習に置き換え る手法にも精度上の問題が指摘されている⁴。計画建物 周辺の風速分布は、周辺の街区形状の影響を強く受け、 建物規模が大きくなるほどその周辺に及ぼす影響は広範 囲に及ぶことが知られている。機械学習が予測できる街 区の範囲と解像度は機械学習モデルの大きさに依存する が、今後建物の高層化が進んだ場合には、計画建物周辺



Fig. 2 機械学習による風速分布予測の流れ Workflow of Prediction of Wind Distribution by Machine Learning

の風速分布を予測するために必要な解像度を確保しつつ より広い範囲の街区の情報を学習用に入力しなければな らず,大きな機械学習モデルが必要となる。そのために は,高性能な計算機での学習が必要となるだけでなく, 学習用の教師データの数も増やす必要があり,単純な機 械学習への置き換えは現実的ではない。

そこで本研究では、機械学習による建設後の風速分布 の予測について、その精度の向上を目的として、建設後 の周辺街区の形状情報(以下,街区情報)に加えて,建 設前の街区情報と風速分布とを用いる手法の検討を行っ た。建設前の風速分布には、風環境評価の対象街区の周 りの市街地を含む、広い範囲の CFD 解析結果を用いる。 そのため、遠方の建物の影響も加味されており、機械学 習モデルに入力する街区の外にある建物の影響も考慮で きていると考えられる。また、建設前の街区形状は一般 的に地図データをそのまま CFD 解析用モデルとして利 用でき、建設前の風速分布の算出は比較的容易である。 一方で、従来の方法では建設後の解析用建物モデルの作 成に時間を要する。よって本手法により、風洞実験や CFD 解析にて建設後の風速分布を予測する従来の方法 と比較して時間が短縮するだけでなく、建設後の街区情 報のみから同じく建設後の風速分布を予測する機械学習 手法よりも高い精度での予測となることが期待できる。

2. 機械学習の概要

本研究では、2 種類の機械学習モデル(以下,モデル) について検討を行った。建設後の街区情報のみから建設 後の風速分布を予測するモデル1と,建設前後の街区情 報と建設前の風速分布を利用して建設後の風速分布を予 測するモデル2 である。両者における処理の流れのイ メージを Fig.2 に示す。

Table 1 CFD 解析概要

Summary of the CFD Analysis			
解析手法	擬似圧縮性法+Dual time stepping 法		
格子系	コントロールボリューム法,コロケート配置 直交格子+重合格子 水平方向等間隔,鉛直方向不等間隔		
空間離散化	対流項:3次精度風上,その他:2次精度中心		
乱流モデル	標準 k- ε		
流入気流	地表面租度区分Ⅲの境界層乱流		
格子サイズ	水平方向 2m 間隔		

Table 2 学習に使用した教師データ

Training Datasets

		モデル1	モデル2
予測時 入力	建設前街区情報		0
	建設後街区情報	0	0
	建設前風速比		0
	建設前風速比 x方向成分		0
	建設前風速比 y方向成分		0
予測時 出力	建設後風速比	0	0
	建設後風速比 x方向成分	0	0
	建設後風速比 y方向成分	0	0

2.1 教師データ概要

学習に使用した教師データは、街区情報画像と、歩行 者レベル(地上高さ 1.5m)での風速比分布画像である。 風環境評価では、風速の代わりに上空風の風速を 1.0 と して基準化した風速比を用いることが一般的である。そ のため、以降は風速比にて検討を行うこととする。

本研究で扱う風速比は全て CFD 解析により算出した。 CFD 解析には大林組の風環境シミュレータ「Zephyrus(ゼ フィルス)[®]」[®]を用いている。流入気流は日本建築学会 地表面租度区分Ⅲの境界層乱流とし,乱流モデルは標準 $k-\epsilon$ モデルとした。解析概要を Table 1 に示す。教師デー タとして学習に使用する風速比分布画像は,風速比画像 と風速比の x 方向・y 方向成分画像を使用した。風速比 は x 方向・y 方向・z 方向成分と乱流運動エネルギーから 算出しているが, z 方向成分と乱流運動エネルギーは風 速比に及ぼす影響が小さいため,それぞれの画像は学習 には使用していない。建設後の風速比分布予測にあたり 各モデルの学習に使用した教師データ画像の構成を Table 2 に示す。

街区情報画像と風速比分布画像の例を Fig. 3 に示す。 教師データ画像は 2 次元の平面図であり,実際の街区を イメージしづらいため, CFD 解析に使用する 3 次元の建 物モデルと風速比分布の CFD 解析結果を参考画像とし て併せて示している。教師データ画像はすべてグレース ケールで表現した。街区情報画像(A)は,建物のない部 分を黒色,高さ 255m の建物を白色とした。風速比分布 画像(B)は,建物部分と風速比が 0 の部分を黒色,風速 比が 1.0 の部分を白色とし,風速比の x 方向・y 方向成分 画像(C・D)は上空風に対する風速比が-1.0 の部分を黒 色, 1.0 の部分を白色とした。

教師データの作成のため、モデル1では2km×2kmの 広さをもつ街区を14種類用意し、各街区について流入 風16風向分に対する風速比分布をCFD解析により算出 した。各街区に対し、その中心から1.5km×1.5kmの範囲 を教師データの作成に使用する。この使用範囲の中から さらに600m×600mの範囲の画像を切り出し、教師デー タとして使用する。CFD解析範囲、使用範囲、教師デー タそれぞれの大きさと画像にした場合のサイズを Table 3 に示す。使用範囲(図中の赤枠)が CFD 解析範囲より 小さいのは, CFD 解析範囲の境界近くでは流入風の影響



Fig. 3 学習に使用した教師データ画像 A Sample of Training Datasets

Table 3 解析範囲と教師データサイズArea of CFD Analysis and Training Data

	モデル1	モデル2
イメージ図		
CFD	$2km \times 2km$	1km×1km
解析範囲	1000px×1000px	500px×500px
(由田鮮田 (去热)	1.5km×1.5km	750m×750m
使用範囲 (亦件)	750px×750px	375px×375px
教師データ (青枠) 600m×600m		640m×640m
(予測範囲)	300px×300px	320px×320px



Fig. 4 建物形状変化パターン例 Variations of Changes in Building Geometry

を大きく受け,解析精度が確保されないためである。これにより,教師データとして14街区・16風向の画像が用意されたことになり,学習させる際には,各街区について教師データの位置を8,500通りランダムに変更しながら読み込んで学習させるようにした。この操作により,合計で約200万枚相当の画像を学習したことになる。一方で,モデル2のCFD解析範囲・使用範囲・教師データの大きさと画像にした場合のサイズはTable3のとおりである。それぞれの街区ごとに,街区内の一部分に形状変化を施し,これらの組合せによって建設前・建設後の

街区セットを作成した。形状変化パターンの例を Fig. 4 に例を示す。変化パターンは、1 つの街区に対して建物 高さの変化・建物有無の変化・建物形状の変化(ランダ ムに2種類)である。これにより、教師データとして、 16 街区・16 風向・形状変化の組合せ 20 パターンの画像 が用意されたことになり、学習させる際には、各街区に ついて教師データの位置と 20 通りの形状変化パターン を 8,000 通りランダムに変更しながら読み込んで学習さ せるようにした。この操作により、合計で約 200 万枚相 当の画像を学習したことになる。



Fig. 5 予測結果と正解値との比較(モデル1とモデル2)

Comparison of Predicted Wind Distribution with Correct Wind Distribution (Prediction Model 1 and Model 2)

2.2 学習モデル概要

機械学習モデルには Swin-Unet⁷⁾を使用した。Swin-Unet は画像の大域的な特徴を学習することで高い性能を示し た画像認識モデルである。モデル1では、街区情報画像 と風速比分布画像との関係性を学習し、街区情報画像か ら風速比分布を予測するモデルを作成した。モデル2で は,建設前後それぞれの街区情報画像,および建設前の 風速比分布画像と建設後の風速比分布の関係性を学習し, 建設前後の街区情報画像と建設前の風速比分布画像から, 建設後の風速比分布を予測するモデルを作成した。Table 3に示すとおり、建設前の風速比分布は CFD 解析範囲の うちの使用範囲(モデル2の赤枠,解析次第ではさらに 広い領域)内における風速比分布であり、街区情報画像 範囲(同青枠)よりも広い範囲をカバーしている。この ことは、モデルの入力として使用される街区情報範囲 (同青枠)の画像データが、その外側の建物の影響も加味 されたものになっていることを意味している。

学習に用いる損失関数は,連続の式と Navier-Stokes 方 程式からも定義しており,物理的な内容も考慮している。

3. 提案手法の妥当性の検証

まず,街区形状の情報のみを使用する手法(モデル1) と建設前風速比も利用する手法(提案手法・モデル2) の予測結果を比較する。Fig. 5 に学習に使用していない 600m×600mの街区を対象とした各モデルの予測結果, および正解値としてのCFD解析結果,予測結果と正解値 との関係を示す。ここでは、4種類の街区画像(MAP1_1 ~MAP1_4)を予測の入力データとし、特定の1風向に 対して各モデルを用いてこれらの街区の建設後の風速比 分布を予測した。なお、モデル2を用いたケースでは、 建設前の状況を更地(計画建物なし)とした。

予測結果より,両モデルから求めた風速比分布は,計 画建物周辺の気流性状を概ね再現できていることが分か る。ただし、モデル1では全体的に風速比が過小評価と なっており,この傾向は予測結果と CFD 結果の風速比の 関係を示した散布図からも読み取れる。MAP1_1, MAP1_3, MAP1_4 では計画建物の隅角部周辺の剥離流 をどちらのモデルでも過小評価しているが、その程度は モデル1の方が大きい。建物の隅角部付近に生じる強風 域は、建物自身からの吹きおろしと風上側からの気流が 合流することに起因する。このため、建設前の風速比を 学習していないモデル1では入力した街区の外の建物の 影響による風上側の気流を正しく予測できていないこと が原因だと考えられる。MAP1_2では、モデル1でも風 速比を過小評価していないように見えるが、散布図のば らつきはモデル1の方が大きい。以上より,建設前の風 速比分布を入力データとして追加したモデル2では、入 力した街区の外の建物影響が考慮されることにより、予 測精度が向上することが確認された。

4. 提案手法の精度検証

ここでは、モデル2の予測精度についてより細かく検 証を行う。前述(Fig.4)の通り、建設前風速比を利用し たモデル2は、建物高さ変化・更地から建設・建物消滅・ 建物形状変化といった建設前後の形状変化の組合せにつ いて学習したモデルである。4.1節ではまず、形状変化 パターンに対する予測精度について詳細検討を行う。ま た、建設後の形状変化の度合いが学習時よりも大きくな る組み合わせについて予測する場合は、精度が低くなる 可能性がある。そこで、4.2節では、そのような組み合 わせでの予測を行った際の精度について確認を行う。

4.1 建物形状変化パターンによる予測精度の違い

予測精度の検証を行うための、学習に使用していない 12 種類の建設後の街区(MAP2_1~MAP2_12)を Fig. 6 に示す。建物形状が変化する計画建物は赤色で示す。建 物形状の変化パターンは、計画建物の平面形状は変化せ ずに建物高さのみが変化する場合(1.高さ変化)、更地の 状態から計画建物が建設された場合(2.更地変化)、建物 がある状態から形状の異なる計画建物が建設された場合 (3.建物形状変化)2種類の4パターンである。各街区の 特定の風向に対し、計48パターンの予測を行った。

Fig.7に, MAP2_10において計画建物が建設された場合の予測結果を示す。街区情報画像と風速比分布図は計画建物周辺のみを拡大している。変化パターンによらず計画建物周りの気流性状を概ね再現できている。予測の精度は、パターン1(高さ変化)が一番高い。その他のパターンでは計画建物の隅角部周辺の剥離流の予測精度に差が見られ、散布図においてもばらつきがみられる。一方で、相関係数を比較するとどのパターンも0.95~1.0となり、ほとんど差がない。これは、計画建物の影響が及ばない領域では、建設前後の風速比分布に目立った変化は生じておらず、その領域が予測対象街区の大半を占めているためである。

MAP2_1	MAP2_2	MAP2_3	MAP2_4
MAP2_5	MAP2_6	4 MAP2_7	MAP2_8
MAP2_9	MAP2_10	MAP2_11	MAP2_12

Fig. 6 モデル2の精度検証用の街区 Block Images for Prediction Model 2







Fig. 8 建設前後の風速比の差 (CFD解析結果) Difference of Wind Velocity Ratio Between Pre- and Post-Construction

そこで、計画建物の影響が及ばない領域の結果を相関 係数の算出から除外することとした。Fig. 8 に更地の場 合と計画建物建設後の CFD 解析による風速比分布と両 者の差を示す。これにより、風速比の差の絶対値が 0.05 以上の部分を比較範囲として決定した。

それぞれの街区の各パターンの相関係数を Fig. 9 に, パターン 1, 2, 3 についてそれぞれ 12 街区の個々の相関 係数の,各パターン内でのばらつきの状況を,箱ひげ図 の形で Fig. 10 に示す。外れ値は四分位範囲の 1.5 倍を超 えた値を表示している。箱には上位 25%~75%のデータ が含まれることになるが、箱の高さが高いほどデータが 広く分布し、逆に低いと狭い範囲に多くのデータがある ことになる。パターン1(高さ変化)のグラフは、比較的 狭い範囲に相関係数の値が集中し、平均値・中央値も高 いことから精度が高いと考えられるが、大きく外れた小 さい値も共存していることを意味している。高さの変化 のみの場合、建物地上付近の風の流れ場にはほとんど影 響しないため精度が高くなると考えられる。次に予測精 度が高いのはパターン2(更地変化)であるが、Fig.9よ り精度が悪い街区が存在することがわかる。このように ばらつきが大きいため、パターン2(更地変化)と3(建 物形状変化)の予測精度は街区形状や建物形状の変化度 合いからも影響を受けると考えられる。

さらに詳細に確認を行うため、予測精度に特徴の見ら れる街区について検討を行う。まず、Fig.9よりパターン 1 (高さ変化)を含めた全てのパターンでの精度が悪い MAP2_1と MAP2_11に着目する。MAP2_1と MAP2_11 における予測結果と CFD 解析結果との比較を Fig. 11, Fig.12に示す。風速比分布図は計画建物周辺のみを拡大 している。Fig.11, Fig.12より, MAP2_1・MAP2_11の両 者とも計画建物の隅角部周辺の剥離による風速増加を正 しく予測できていないことが分かる。各街区の計画建物 の近傍 (Fig. 11, Fig. 12の赤枠内)には別の建物がある が、建物形状や道路が解像度の問題で正しく表現されて いない。本研究に用いた画像は、実寸法 2m を 1px (ピク セル)として表現しているが、小さい建物が密集してい るような街区では、解像度の限界により正しく予測でき ないことが分かった。

次に,計画建物の平面形状が円形である MAP2_5 での



Fig. 9 街区ごとの各パターンの相関係数





Fig. 10 変化パターンごとの相関係数 Box Plot of Correlation Coefficients for Shape Change Patterns

パターン2(更地変化)の予測結果を Fig. 13 に示す。 Fig. 9より、パターン1(高さ変化)の予測精度は高いが、パ ターン 2(更地変化)の予測精度が低いことが示唆され る。これは、高さのみが変化する場合は建設前の風速比 分布画像で円形形状が考慮されているのに対し、更地か ら建設する場合は教師データに同様な円形形状のデータ が少なかったことが原因だと考えられる。

以上から, データの解像度に起因して建物形状を再現 できていない場合を除き、パターン1(高さ変化)では 比較的予測精度が高い。その他のパターンにおいても, 一定の精度で風速比分布を予測できることを確認した。 また、特殊形状に対する学習の強化を行えば、さらなる 精度の向上が見込める可能性があることが分かった。

4.2 形状変化の度合いが学習時より大きい場合の検討

最後に、

建設前後における建物高さの変化度合いや建 物形状の変化度合いが大きい場合の予測精度について確 認を行う。今回,モデル2の学習に使用した学習データ における建物高さの変化の最大値は 230m であった。そ こで、教師データには含まれていない、MAP2 2 におい て更地から 255m の建物を建設した場合と、円形を組み 合わせたような特殊な形状の建物を建設した場合の特定 の風向に対する予測を実施した。Fig. 14 に予測結果を示 す。街区情報画像と風速比分布図は計画建物周辺のみを 拡大している。風速比分布の比較より、学習データの範 囲外の建物を建設した場合も気流性状は概ね捉えること



Fig. 11 MAP2_1のCFD解析結果と予測結果 CFD Analyzed and Predicted Wind Distribution (MAP2_1)



Fig. 12 MAP2_11のCFD解析結果と予測結果 CFD Analyzed and Predicted Wind Distribution (MAP2_11)



CFD解析結果(正解值)

Fig. 13 MAP2_5のCFD解析結果と予測結果 CFD Analyzed and Predicted Wind Distribution (MAP2_5)

ができている。一方で、散布図による比較では、学習デー タ範囲内の予測結果と比較すると、風速比の過小評価の 程度が大きく,ばらつきも大きくなることが確認できる。 今後,建物の高層化や形状の複雑化は進んでいくと考え られるため、学習のための教師データの種類を増やして 学習モデルを更新していくことが必要不可欠である。

5. おわりに

本研究では、機械学習による風速分布予測の予測精度 向上を目的として、計画建物建設後の風速分布を予測す る際に、建設後の街区形状の情報に加えて、建設前の街 区形状の情報と風速分布を用いる手法について検討を 行った。得られた知見を以下にまとめる。





- 従来建設後の風環境評価は、風洞実験や CFD 解析 により時間を要していたが、提案手法を用いるこ とにより迅速に評価することが可能となった。
- 提案手法では、入力する街区データの外の建物に よる影響が考慮できることにより、予測精度の向 上が確認された。
- 3) 建設前後の形状変化に対する予測精度を検証した。 更地からの建設や建物形状の変化があった場合と 比較し、建設前後で建物高さを変化させた場合の 精度が高いことが分かった。
- 4) 教師データの範囲外の変化がある場合も気流性状 は概ね捉えることができるが、建築物の高層化や 形状の複雑化をふまえてさらなるデータの追加が 必要である。

参考文献

- 1) 風工学研究所:ビル風の基礎知識, 鹿島出版会, 2005
- 2) 加藤優輝:畳み込みニューラルネットワークを用いたビル風予測手法に関する研究 単体建物を対象とした風速分布予測,日本建築学会大会学術講演梗概

集構造 I, pp. 147-148, 2017.7

- 3) 田中英之,松岡康友,川上沢馬,畔上泰彦:畳み込みニューラルネットワークによる建物周辺気流の予測精度,日本建築学会大会学術講演梗概集,環境工学I,pp.805-806,2019.7
- 中村良平: 3D-CNN を用いた建物周辺の風速分布予 測に関する研究,風工学シンポジウム講演梗概集, 第 26 巻, pp. 162-166, 2020
- 5) 山口純輝,吉田康仁,挟間貴雅,伊藤嘉晃,有坂壮 平,坂敏秀:機械学習による平均風速場予測-LES の結果を教師データとした RANS の結果補正-,日 本建築学会大会学術講演梗概集 環境工学 I,pp. 1669-1670,2022.7
- 片岡浩人、木梨智子、川口彰久:風環境シミュレー タ「Zephyrus (ゼフィルス)」の開発、大林組技術研 究所報、No. 64, pp. 49-54, 2002
- Hu Cao, Yueyue Wang, Joy Chen, Dongsheng Jiang, Xiaopeng Zhang, Qi Tian, Manning Wang: Swin-Unet: Unet-like pure transformer for medical image segmentation, Computer Vision – ECCV 2022 Workshops, pp. 205-218, 2023.2