T2R2 東京科学大学 リサーチリポジトリ
Science Tokyo Research Repository

論文 / 著書情報
Article / Book Information

論題(和文)	長期観測記録に基づく超高層免震建物の増築前後の風応答加速度の比較 その3 機械学習を用いた風向・風速計の欠測補間
Title(English)	Comparison of wind response of a high-rise base-isolated building before and after expansion based on observation records part 2 Missing Data Interpolation of Wind Direction and Wind Speed Measurements Using Machine Learning
著者(和文)	普後良之, 佐藤大樹, 清谷直生, 陳引力
Authors(English)	Yoshiyuki Fugo, Daiki Sato, Naoki Kiyotani, Yinli Chen
出典 / Citation	日本建築学会関東支部研究報告集, I, , pp. 573-576
Citation(English)	, I, , pp. 573-576
発行日 / Pub. date	2026, 3
権利情報	一般社団法人 日本建築学会

Powered by T2R2 (Science Tokyo Research Repository)

2025年度日本建築学会
関東支部研究報告集Ⅰ
2026年3月

長期観測記録に基づく超高層免震建物の増築前後の風応答加速度の比較 その3　機械学習を用いた風向・風速計の欠測補間

構造ー振動

正会員○　普後良之*1　　正会員　佐藤大樹*2
正会員　　清谷直生*3　　〃　　陳 引力*4

長期観測　風応答　風向・風速
AI　欠測補間　RandomForest

1. はじめに

長期観測ではセンサーおよびデータの管理保全が課題となることが多い。本研究の対象建物（以下、増築前を扱う場合はJ2棟、増築後を扱う場合はJ2-3棟）は2005年のJ2棟竣工以来、20年にわたり頂部の風向風速および複数層の加速度と免震層の変位が継続的に観測されており、風応答観測の視点において免震建物に限らず他に類のない貴重なデータを提供する建物である。またJ2棟とJ2-3棟は同一敷地・同一高さであり、入力風が同一条件であり形状・構造特性のみが異なる2つの建物を比較可能という意味において特殊な条件がそろっている。しかしこの20年の間に、センサー類を管理する研究室、計測を担う外注業者とその担当者が変わり、それに伴いデータの一部紛失が生じた。またセンサー類は廃版等により故障に伴う交換に検討を要し、欠測する期間があった。

建物頂部に設置される風向風速計は風応答の研究において入力条件を提供する重要なセンサーである。対象建物頂部には南北の角にそれが設置されている。J2棟の竣工後、南から到来する台風を捉えるために最初に設置されたのは南側の風速計である[1)]が、前述の事情で2011年までデータが失われている。北側の風向・風速計も落雷の影響で何度か欠測期間が生じているほか、風向に関しては増築の影響を受けて入力風とはやや異なる風向を検知し風向頻度が変化している。本報その1、その2を含む清谷の一連の研究[2,3)]は、この長期観測の全体を俯瞰した整理を行うことで免震建物の風応答に関する一般的知見を抽出することが目的である。この目的において入力風の欠測および検知風向のズレは解析結果に影響を与える可能性がある。

本報その3ではその1とは異なるアプローチとして機械学習による欠測補間手法を検討する。

なお建物頂部の風向・風速計への落雷については、J2棟竣工時点は避雷針のJIS規格に回転球体法が採用される以前であり、風向・風速計の設置可能場所は建設時点の設備条件の制約を受けていることを付記する。

2. 補間の方針と観測データの状況整理

本報では、対象建物周辺のAMeDASおよび公害監視測定局（以下公害局、AMeDASと区別しない場合はまとめて測定局と称する）のデータを入力とする機械学習を用いた欠測補間を検討する。個別の強風イベントを対象に入力風と応答のメカニズムを詳細に議論するような目的においては、入力風の性状が応答に影響を与えるため、入力流を観測によらない場合、WRF-LESなどの物理モデルを解く手法[例えば4)]を用いることが適切と考える。しかし本研究のように長期の記録を対象に統計的整理を行う目的では入力流の性質まで検討の対象としない点、また計算コストが大きくなりこの手法を用いることが難しい点を考慮すると、物理モデルによらない欠測補間手法を用いることも選択肢の1つであると考えた。

機械学習を用いるにあたり、ここで本報その1に示した各測定局の状況を補足して表1に示し、補間における問題点を整理する。

表1　観測データの状況整理

	J2棟	J2-3棟
観測期間	2005～2011	2012～2025
対象建物頂部観測記録	北側は有効だが、南側のデータが全期間で失われている。	南側は有効だが、北側風向計はJ3増築の影響を受けて風向頻度が変化している。
AMeDAS	10分刻みのデータがあるが2008年まで風速分解能が1m/s。	10分刻みのデータがあり風速分解能が0.1m/s。
公害監視測定局	風速分解能が0.1m/sだが1時間刻みである。	同左
横浜気象台	風速分解能が0.1m/sだが2008年まで1時間刻みである。	10分刻みのデータがあり風速分解能が0.1m/s。

Comparison of wind response of a high-rise base-isolated building before and after expansion based on observation records part 3 Missing Data Interpolation of Wind Direction and Wind Speed Measurements Using Machine Learning

Yoshiyuki FUGO, Daiki SATO,
Naoki KIYOTANI, CHEN Yinli,

機械学習の入力となりうる測定局はいずれも、J2 棟観測期間において風速分解能か時間刻みのいずれかの情報量が少ない。情報量を増やすため、本報その 1 で参照したものを含め 18 か所の測定局を参照先として検討した。この検討は後述する。

これらの入力に対する出力すなわち機械学習の教師データとなるのは対象建物屋上の風向風速計である。対象建物頂部の代表風向風速は、本報その 1 に示したように、南北の 2 つのうち風速が高い方を風上と判定して、これを用いている。この判定根拠は、南北それぞれが建物の風下となる場合に、建物自身が生じる屋上の乱流の影響を受けて風速が弱まると同時に風向が不定となることである。ここで代表風向風速を教師データにすることに問題が生じた。それは南北の風速計が同時に問題なく年間通して現存する年が無いことである。対象建物頂部の風向風速計は J2 棟観測期間においては南側が主な補間対象であり J2-3 棟観測期間においては北側が主な補間・補正対象である。そこで、南北のそれぞれに対し個別に風向風速を予測対象とし、欠測等に対してはこれを観測データと同等に扱うことで代表風向風速を算定する方針とした。

本報ではこの全体方針のうち、南側風向風速計を対象とした機械学習による補間手法について検討する。

3. 機械学習の入力に用いる測定局の概要

検討対象とする測定局と対象建物の位置関係を図 1 および表 1 に示す。

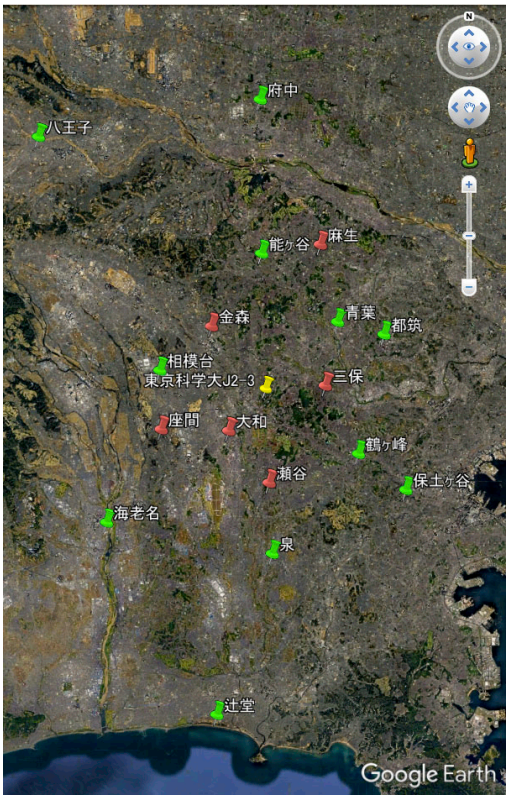


図 1　機械学習の入力として検討した測定局

表 1　機械学習の入力に用いる測定局（図 1 に緑表記）

No	局名	対象建物からの距離(km)	種別
1	相模台	7	公害局
2	青葉	7	公害局
3	鶴ヶ峰	8	公害局
4	能ヶ谷	9	公害局
5	都筑	9	公害局
6	泉	11	公害局
7	保土ヶ谷	12	公害局
8	海老名	14	AMeDAS
9	府中	19	AMeDAS
10	辻堂	22	AMeDAS
11	八王子	22	AMeDAS

測定局の選定基準を述べる。測定局の観測状況を対象建物に近いものから順次確認し、周辺の開発や移設により風向出現頻度が経年変化している測定局を除いた。また風向出現頻度および直近他局との風向相関を確認し、直近建物または測定局の建物自身の影響を強く受けていると見られる局も除いた。後者の採否基準は、例えば本報その 1 で述べた J2-3 棟観測期間における北側風向計のように真と考えられる風向 NW,NNW,N を NW で検知するなど情報量が失われた観測値となるため、予測精度低下の原因となると判断したものである。以上の検討により除いた測定局は、図 1 中に赤で示す点である。対象建物と距離が近い測定局は公害局のみであり 10 分毎の経時変化をとらえることが出来ない。AMeDAS は対象建物から距離が離れているものの 10 分毎の経時変化を捉えるために図 1 および表 1 に含めた。本報その 1 および 2 で横浜気象台を用いたが 2008 年まで 10 分毎の情報が無く距離も離れているため(対象建物から 17km)、本報の検討では適さないと判断し除いた。

公害局の風向風速は、毎正時 0 分のデータは前 10 分間の平均値である。計測データがない時刻の機械学習の入力情報は図 2 のルールで直近時刻の観測値を参照した。

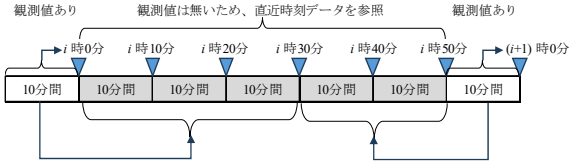


図 2　公害局の計測データがない時刻の参照値

4. 機械学習手法と予測精度の目標値

機械学習手法は Random Forest[5]（以下、RF）を用いる。観測データには多くの変動要素が含まれ、本検討に用いる測定局のように広域のデータを入力として用いる場合に

は局所的な気象条件により 11 か所の測定局のいずれかに極端な値や全体の傾向から外れる値が含まれる場合がある。RF はアンサンブル予測手法の 1 つであり、本検討のような外れ値を含む入力に対しロバストである特徴を持つため、これを用いることとした。

予測精度は高いほど良いが限度があるため、物理モデルによる手法として挙げた WRF-LES の予測精度を一つの目安と考えた。ただしこの手法に関する論文で風向推定精度を直接評価したものは見つからない。WRF-LES は広域を WRF で解き局所を LES で解く手法であり、LES 部分の入力風向は WRF により決定される。したがって WRF-LES の風向予測精度は WRF の風向予測精度に大局が支配されると考え、WRF の風向予測精度に関する研究を参照することとしたが、WRF の風向予測精度を観測と直接比較したものは少なかった。ここで参照する文献[6]では季節別の風向変動の統計値である APE を指標として気象台と WRF で比較しているが、これを本研究に用いる気象庁の定義による正 16 方位に換算すると風向変動は冬、春が一致、夏が 1 風向分、秋が 2 風向分のずれとして評価されている。これは風向の直接比較ではなく変動指標での比較であること、弱風も区別なく扱っていること、それに WRF の計算条件や地上観測のばらつきもあるため解釈が難しいが、本報では RF による予測と観測が一致する場合を 50%、1 風向のずれも許容する場合の観測値合致率 75%で WRF に近い予測精度と考えることとした。それぞれをDPA_0（wind direction prediction accuracy）とDPA_1と定義する。DPA_1にはDPA_0も包含されることに注意されたい。

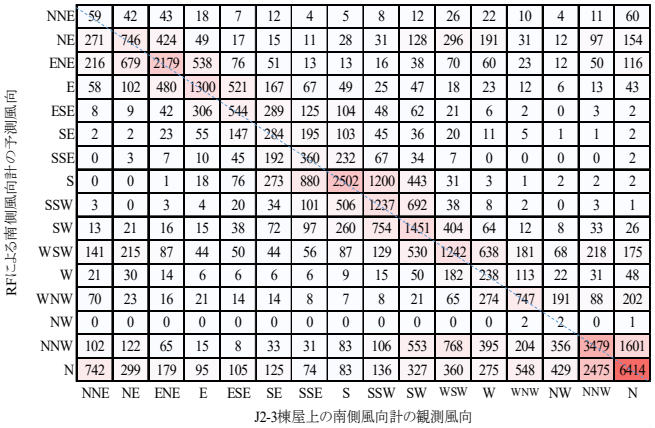
5. 検討ケースと結果

ここでは南側に欠測の少ない 2023 および 2024 年のデータを用い、2024 年の 1 年間の 10 分毎の観測値を教師データとし、2023 年の 1 年間を予測対象とした場合のDPA_0およびDPA_1を確認する。RF の教師データとハイパーパラメータを表 2 のように変動させ、最適な手法を検討した。

各ケースの結果を述べる。Case1 に対し Case2 はDPA_0が+8%、DPA_1が+9%となった。Case2 に対し Case3 は有意な変化を示さなかった。Case4 は短時間の時間変化を学習に反映させる試みだが、Case2 に対しDPA_0が-3%、DPA_1が-4%となり本手法においては過去データの参照は予測精度を低下させた。Case5 は Case4 よりも長周期の変化を学習に反映させる試みだが、Case2 に対し有意な変化は見られなかった。Case6～8 はハイパーパラメータの影響を確認したものだが、Case2 に対し有意な変化は見られなかった。Case9 は Case3 に対し風向と風速の扱いを変えたものである。Case3 では風向を正 16 方位のまま学習し、風速はスカラー値として学習した。これを表 2 では極座標と表記した。Case9 では風向風速を東西軸、南北軸の直交座標に分解したベクトル風速として学習した。これを表 2 で直交座標と表記した。Case9 は Case3 に対しDPA_0が-8%、DPA_1が-4%となった。Case10 は 2008 年以前の AMeDAS データは風速分解能が 1m/s であることを考慮し精度がどの程度変化するかを確認したものだが、Case9 に対し有意な変化は見られなかった。

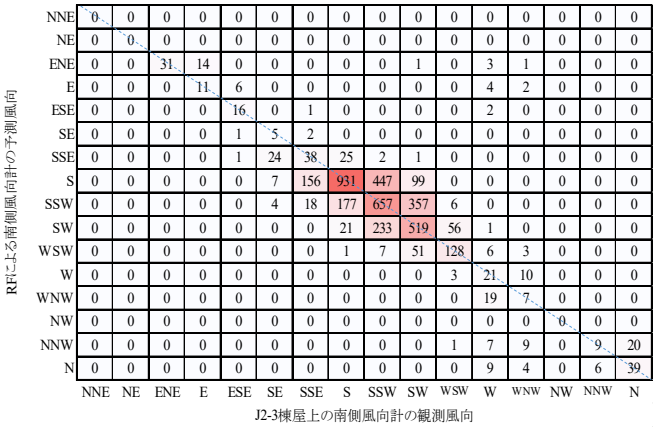
表 2　検討ケース

Case	教師データ	風向風速の扱い	ハイパーパラメータ	
			決定木数	分岐深さ
1	測定局としてAMeDASのみ用いる（測定局4か所）ただし風速分解能は0.1m/s	極座標	200	無制限（30～50程度）
2	Case1に対し近い公害局4か所を追加（測定局8か所）	極座標	200	同上
3	Case2に対し公害局を3か所追加(測定局11か所)	極座標	200	同上
4	Case2に対し1時間前のデータを学習に含める	極座標	200	同上
5	Case2に対し季節性(月)と日変化(時)を学習に含める	極座標	200	同上
6	Case2同様	極座標	300	同上
7	Case2同様	極座標	200	30
8	Case2同様	極座標	200	25
9	Case3同様	直交座標	200	30
10	Case9に対しAMeDASの風速分解能を1m/sとする	直交座標	200	30



※数字は度数を表す。下図も同様。

(a) 南側風速計観測値が 0.4m/s 以下の Calm を除く



(b) 南側風速計観測値が 7.5m/s 以上

図 3　J2-3 棟屋上の南側風向計の観測風向と RF による予測風向の相関（2023/1～2023/12）

以上の検討の結果、Case2 ないし Case3 のDPA_0は 44%、DPA_1は 75%であり、DPA_1は目標に達したが、DPA_0は目標に達しなかった。ここで、その 2 で対象建物頂部における風速 7.5m/s 以上を扱っていることから、この条件におけるDPA_0とDPA_1をそれぞれ$DPA_{0,U\geq7.5}$、$DPA_{1,U\geq7.5}$とすると Case2 ないし Case3 の$DPA_{0,U\geq7.5}$は 57%、$DPA_{1,U\geq7.5}$が 95%であった。

6. 考察

予測精度を可視化するため、Case3 に対し観測風向と予測風向の相関を図 3 に示す。風速に制限を設けない場合(図 3(a))、観測風向は北寄りを示す場合が多い。これは建物に対し風向計が風下角に設置される場合である。この場合は対象建物の屋上に生じる乱流の影響を受け、風向計が常に回転しているなど風向が定まらない状況も多いと考えられ、予測が困難であったことが推察される。風速が 7.5m/s 以上の場合(図 3(b))はほとんどの観測値が S,SSW,SW の 3 風向に集中しており、一見すると予測精度が高く見えるが、そもそもこの 3 風向に観測風向が集中している状況であるから、この 3 風向のいずれかを出力していれば高い確率で合致するわけで、当然の結果であるともいえる。図 4 に南側風速計観測値が 7.5m/s 以上の観測風向と予測風向の風向出現頻度を比較する。予測風向の出現頻度は S に偏っており、図 3(b)と合わせて見ると SW を SSW に、SSW を S に誤判定しているものが多いと考えられる。この原因が教師データにあるのか、学習モデルにあるのかは現段階では不明であり、今後の課題である。

RF の Case3 モデルの決定木を分析すると、はじめに直近の 4 か所の公害局の風速を参照し、次いで辻堂の風速を参照する場合が多かった。南側風速計の観測値は風速が高い場合は南風の頻度が高いため、直近で風が強い場合に辻堂が最上流となる状況を学習していると考えられる。決定木の分岐の上流で風向を参照するケースはほとんど見られず、風速の分布で大局を判定している状況であった。

ハイパーパラメータの分岐深さの影響が小さい結果であったが、これについて考察するため Case3 モデルで教師データである 2024 年を対象に予測を行った結果、DPA_0は 100%であった。これは過剰適合(過学習)状態であることを示している。このモデルで 2023 年に対しDPA_1が 75%であることは、弱風の状況下であっても周辺測定局と対象建物屋上風速の風況の関係がほとんど相似と見なせるパターンが全体の 75%を占めることを意味する。したがって、固有値解析によるパターン抽出など、WRF とも機械学習とも全く違うアプローチでも同程度の風向予測精度が得られる可能性がある。

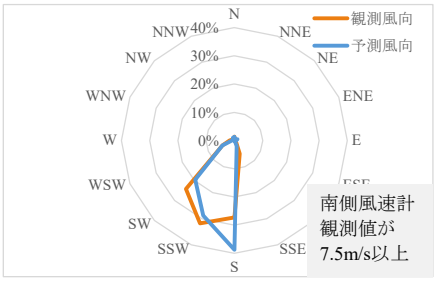


図 4　観測風向と予測風向の風向出現頻度の比較

7. まとめ

長期観測における欠測の問題に対し機械学習を用いた補間を検討した。得られた知見を以下に示す。

(1) 機械学習手法として RandomForest を用いた欠測補間を試みた。観測値に対する気象庁正 16 方位の風向予測精度は風速 7.5m/s 以上において一致が 57%、1 風向ずれを許容すると 95%の合致率を得たが、時計回りに 1 風向の誤判定をする場合が多くみられた。

(2) 教師データに関する検討を行い AMeDAS 4 か所に公害局 4 か所を加えた 8 測定局で上記精度が得られ、これ以上の測定局の増は精度向上に寄与しなかった。

(3) RandomForest のハイパーパラメータに対する推定精度の感度は本検討の範囲内では鈍く有意な差が見られなかった。

(4) 学習モデルの分析から、周辺測定局の風速分布パターンによって風向の大局は予測できる可能性がある。

北側の風向計に対しても検討し、J3 棟増築による観測データのひずみを補正することで、本報その 2 の外れ値を除外することが今後の課題である。

参考文献

1) 佐藤大樹，大木洋司，盛川仁，山田哲，坂田弘安，山中浩明，笠井和彦，和田章，北村春幸：観測記録に基づく超高層免震建物の応答特性に関する研究 その 1，2，日本建築学会大会学術講演梗概集，B-2，pp.309-312，2008.9
2) 清谷直生、佐藤大樹、普後良之、陳 引力：超高層免震建物の観測記録に基づく風応答および居住性評価、その 1 およびその 2、2024 年度日本建築学会関東支部研究報告集、pp.417-424、2025.3
3) 清谷直生、佐藤大樹、普後良之、陳 引力：超高層免震建物の観測記録に基づく再現期間 1 年風速および居住性評価、日本建築学会技術報告集、第 32 巻、第 80 号、pp.92-97、2026.2
4) 河合英徳、田村哲郎、2017 年台風 21 号における都市境界層内の乱流場の特性、-気象場の流入条件に基づく東京都心部の広域市街地 LES-2025 年度日本風工学会年次研究発表会、pp.225-226、2025.6
5) L. Breiman, Random Forests, Machine Learning, 45, 1, pp.5-32, 2001
6) Mastrantonio, G., et al., Distributions-oriented wind forecast verification by a hidden Markov model for multivariate circular-linear data, Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 32(1), pp.169-181, 2018

*1 (株)東京耐風コンサルティング
*2 東京科学大学　准教授・博士（工学）
*3 東京科学大学　環境社会理工学院　大学院生
*4 東京科学大学 助教・博士（学術）

Tokyo Wind-Resilience Consulting Co., Ltd.*1
Associate Professor, Institute of Science Tokyo, Dr. Eng. *2
Graduate Student Institute of Science Tokyo*3
Institute of Science Tokyo, Ph.D. **2