

小型サーミスタ風速計による高次統計量の帰納的推定手法の開発

阿部, 一真

九州大学大学院総合理工学府総合理工学専攻機械・システム理工学メジャー

<https://hdl.handle.net/2324/7178748>

出版情報：九州大学, 2023, 修士, 修士
バージョン：
権利関係：



1. 緒言

わが国で風害が社会問題化してから半世紀以上経過した。種々の風環境問題解決のために、屋外観測、風洞実験や数値流体解析によって風環境の評価・予測が多くなされてきた。風洞実験において風速を測定する際には、熱線風速計やサーミスタ風速計が多く用いられる。熱線風速計は、高い応答性を有することから瞬間風速の計測が可能であるものの、耐久性や使用性能の観点から多点での同時測定は困難である。一方でサーミスタ風速計は、多点同時計測可能であるものの、応答特性の低さから瞬間風速の取得は難しく、平均風速の取得にとどまる。

本研究では、精密機械内狭小空間の物理環境計測用途を念頭に開発された小型サーミスタ風速計(ATS社製 ATVS-2020、Figure 1 (a))に着目した。本風速計は、従来のサーミスタ風速計と比較して応答性能が向上しており、また小型で自立可能であるため従来測定が難しかった空間の風速が取得可能であるという利点を持つ。

従来のサーミスタ風速計では平均風速の取得にとどまることを先に述べたが、本研究では、小型サーミスタ風速計で平均風速以上の高次統計量を取得することを試みた。その際、小型サーミスタ風速計で得られた統計量の精度を、人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network, ANN)によって補正した。

2. 実験およびANNモデルの概要

2-1. 実験概要

実験は、九州大学筑紫キャンパス F 棟 1 階に設置されている吸い込み式風洞装置(テストセクション幅 500 mm、高さ 260 mm)で実施した。風速計は、研究対象とする小型サーミスタ風速計(Thermistor Anemometer, THA と呼称)のほか、参照風速取得用の熱線風速計(Hot-Wire Anemometer, HWA と呼称)を Figure 1 (b) のように設置した。THA は、台座部が測定に影響しないようにセンサ部だけ床面から出すように設置し、その測定点高さは床面から 5 mm 位置とした。

THA は、使用するセンサ数が多いほどサンプリング周波数が小さくなる仕様であるため、センサ数 $N=1, 4$ の 2 条件を行った。設定風速は $1 \text{ m/s} \sim 5 \text{ m/s}$ の 5 風速とし、1 風速につき 1000 個の風速値を得た。このときの THA のサンプリング周波数は $N=1$ で約 30 Hz、 $N=4$ で約 10 Hz である。また、この間の HWA は 1000 Hz で計測している。

2-2. ANN モデルの概要

上記の実験で得られた THA の各統計値から高精度な統計値を推定するため、人工ニューラルネットワーク(ANN)^[1]を使用した。本モデルでは、THA で得られた風速の平均(mean)、標準偏差(SD)、歪度(skewness)、尖度(kurtosis)、5 次モーメント(m_5)、6 次モーメント(m_6)の 6 つを入力データとし、HWA で得られた 4 つの統計値(mean, SD, skewness, kurtosis)を予測する推定モデルとして構築した。ANN モデルは、線形分離を行う Affine Layer と活性化関数としての Sigmoid Layer を各隠れ層に設置した極めてシンプルな構成とした。HWA による教師データと ANN により推定した統計量の誤差二乗和を損失関数として、重み係数とバイアス係数を最適化した。

ANN でデータの学習を行う際には、層数、次元、エポック数、トレーニングデータ数を最適な設定にする必要がある。これらパラメータの影響を評価するために、平均二乗誤差(RMSE)を用いて ANN で得られた推定値と教師データの間の差を評価した。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (m_{HW} - m_p)^2} \quad (1)$$

ここで、 m_{HW} : 熱線流速計で得られた統計値、 m_p : ANN で推定された統計値、 N はデータ数とする。推定した 4 つの統計量に対して、式(1)による RMSE を定義しており、絶対値の大きな統計量の誤差がより強く反映されるように最適化が行われる。

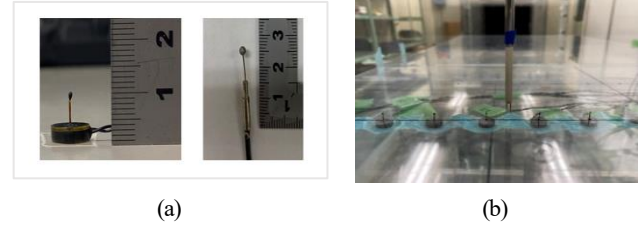


Figure 1 (a) 左: 小型サーミスタ風速計、右: 従来のサーミスタ風速計、(b) 風速計設置時の様子

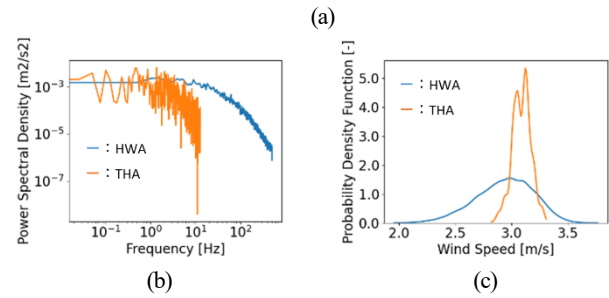
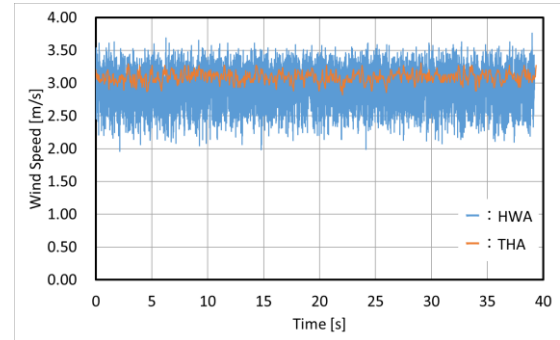


Figure 2 各風速計の (a) 時系列データ、(b) 変動成分のパワースペクトル、(c) 風速の確率密度分布

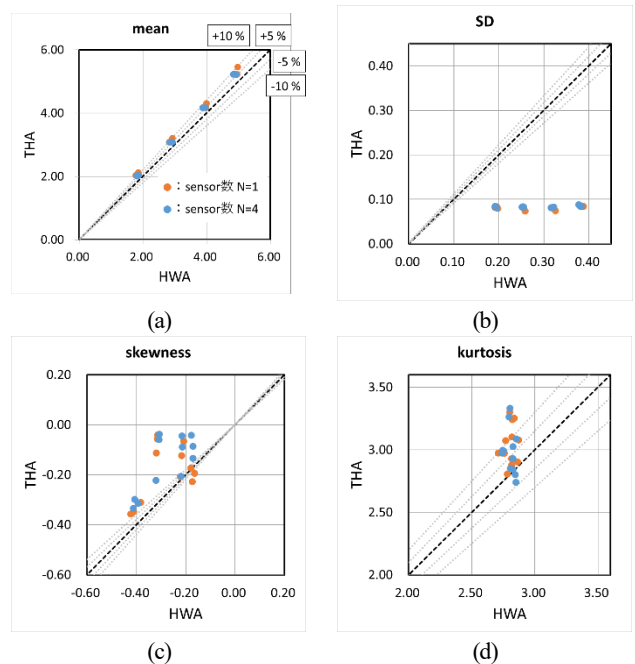


Figure 3 THA と HWA から得られた統計値の関係 (a) 平均、(b) 標準偏差、(c) 歪度、(d) 尖度

3. 実験結果および ANN による推定結果

3-1. 実験結果

Figure 2 に HWA と THA の時系列データ、変動成分のパワースペクトル、風速の確率密度分布を示す。Figure 2 (a) の時系列データを見ると HWA が細かな乱流変動まで捉えられている一方、THA は捉えられる変動幅が小さい。また、Figure 2 (b) のパワースペクトルに関しても THA が細かな変動を取得できていない。また、Figure 2 (c) の確率密度分布を見ると THA が応答性の低さから平均値付近に分布が偏っており、HWA は応答性の高さから、高風速側、低風速側に広がりを持っている。

Figure 3 に THA と HWA から得られた各統計値の関係を示す。sensor 数 $N=1, 4$ のときの 2 種プロットしてあるが、いずれの統計値においても sensor 数の影響はなかった。それぞれのグラフを見ると、Figure 3 (a) の平均 (mean) においては 10 % 以内の誤差に収まっているものの、Figure 3 (b) の標準偏差 (SD)、Figure 3 (c) の歪度 (skewness)、Figure 3 (d) の尖度 (kurtosis) の精度は著しく低かった。これは、本来風速が大きくなると乱れも大きくなるはずであるが、SD が 0.08 程度の一定値しか示さないように THA ではその乱れを取得できず、風速の確率密度分布の形状も正確に得られないために、skewness や kurtosis においても精度が劣り、その値がばらついてしまうものと考えられる。

3-2. ANN モデルにおける各パラメータの最適化

Figure 4 に層数・次元、エポック数、トレーニングデータ率と RMSE の関係を示す。Figure 4 (a) の層数・次元について、Model として、次元×層数、で表されている。同じ層数の Model を比較すると、次元を大きくするほど RMSE は減少する傾向を示し、エポック数を増やしても RMSE は小さくなる。RMSE が小さいほど学習が十分であることを示すため、層数・次元、エポック数を大きくするほど学習は進んでいると言える。train data と test data の RMSE を比較すると、その差は Model 6×5 が最も小さくなっており、その他の Model では一定の差が生じている。差が大きいほどそれは学習が過剰であることを示すため、差は小さいほど望ましい。上記のことから、学習不足でもなく過学習でもない Model 6×5 の 10000 エポックが本 ANN において最適である。次に Figure 4 (b) のエポック数の関係を見ると、エポック数の増加とともに train data と test data の RMSE は減少し、エポック数 15000 で一定となる。過学習のリスクとトレーニング時間のバランスを考慮して、本 ANN のエポック数は 10000 と設定された。続いて Figure 4 (c) のトレーニングデータ率の関係について、train data は 450 セットのデータからランダムに 25, 50, 100 セット (5.6%, 11%, 22%) 選択され、残りのデータが test data として使用された。トレーニングデータ率が増加するほど、RMSE は小さく、RMSE の差も小さくなる。そこで本 ANN のトレーニングデータ率は 100 セット (22%) と設定された。

3-3. ANN モデルによる推定値

前節の結果から、層数・次元は Model 6×5、エポック数は 10000、トレーニングデータ率は 100 (22%) と設定された。この ANN モデルを用いて、熱線流速計で得られた統計量を教師データとした、小型サーミスタ風速計の統計量を推定した。その結果を Figure 5 に示す。Figure 5 と Figure 3 を比較すると、ANN を用いたことによって統計量全体で精度は大幅に向上した。Figure 5 (a) の mean について、一部の風速で見られる多少の外れ値を除くと、全体を通して $\pm 10\%$ 以内の精度が確認された。Figure 5 (b) の SD について、Figure 3 (b) では一定値を示し、THA は乱れを取得できないと示唆されていたものの、Figure 5 では ANN を用いたことによって精度良く推定できたことがわかる。また、SD の精度の向上に伴って、Figure 5 (c) の skewness、Figure 5 (d) の kurtosis の精度も大幅に向上した。Figure 3 では大きくばらついたこれらの値が、Figure 5 では概ね $\pm 10\%$ 以内の精度を示した。一方で、これらの結果の中で見られた少数のテストデータの外れ値は、ANN における過学習が原因と考えられる。そのため、層・次元やエポック数、トレーニングデータ率の設定をより

最適なものに変更する等、モデル改善の余地が残されていると考えられる。

これらの結果より、THA の測定で得られた高次統計量から、ANN を用いることで一定の精度で高次統計量を推定できることがわかった。ANN はトレーニングデータと教師データに少しでも相関があれば推定値を導き出すことができるため、このように THA の精度向上という観点でも使用することができる。

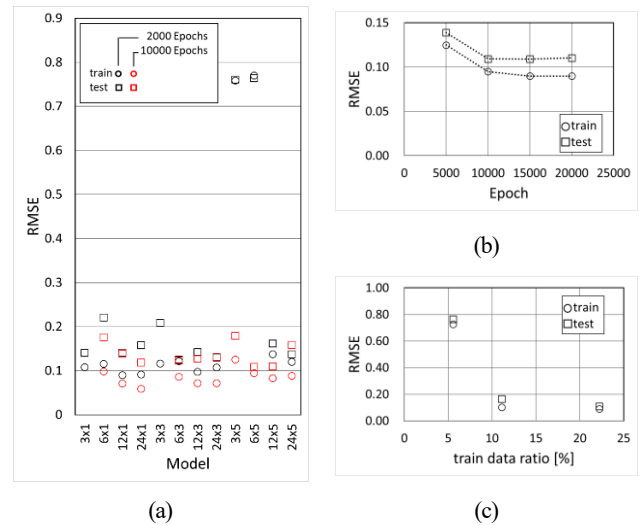


Figure 4 (a)層数・次元、(b)エポック数、(c)トレーニングデータ率と RMSE の関係

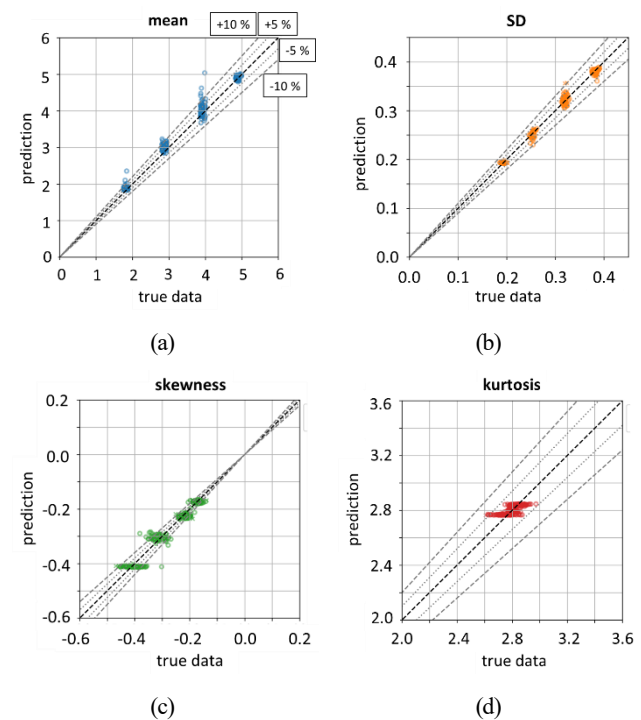


Figure 5 THA 推定値における統計値と HWA における統計値の関係(a)平均、(b)標準偏差、(c)歪度、(d)尖度

4. 結言

小型サーミスタ風速計は、他の風速計では測ることのできなかった多点同時計測や狭小空間内での測定ができるといった利点を持っているものの、その応答性能上、平均風速の取得にしか使用されてこなかった。しかし、適切な ANN モデルを用いることで、小型サーミスタ風速計でも平均風速以上の高次統計量を精度良く推定できた。

参考文献

[1] Y. Li, W. Wang, N. Ikegaya (2024), "Predicting low-occurrence wind speed at the pedestrian levels of simplified arrays: Artificial neural network models versus statistical methods," Building and Environment 250, 111171