

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：



令和 5 年度

修士論文

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

九州大学大学院総合理工学府

機械システム理工学メジャー

都市環境科学研究室

阿部 一真

指導教員 池谷 直樹 教授

提出年月日 令和 6 年 2 月 6 日

内容

第1章 緒言	1
1.1 研究背景	1
1.2 風速の測定手法	3
1.3 風環境分野への人工ニューラルネットワーク (ANN) の応用	5
1.4 研究目的	6
1.5 論文構成	6
第2章 実験・解析方法	6
2.1 実験装置および実験条件	6
2.1.1 風洞装置概要	6
2.1.2 風速計設置方法	7
2.1.3 実験条件	9
2.1.4 風速計概要	10
2.1.4.1 ピトー管およびマノメータ	10
2.1.4.2 熱線流速計	11
2.1.4.3 小型サーミスタ風速計	14
2.2 人工ニューラルネットワーク (ANN) モデル	14
第3章 結果および考察	16
3.1 較正実験の結果および考察	16
3.2 得られた各統計値および考察	22
3.3 人工ニューラルネットワーク (ANN) の結果および考察	30
3.3.1 ハイパーパラメータの検討	30
3.3.1.1 層と次元	31
3.3.1.2 エポック数	32
3.3.1.3 トレーニングデータ数	33
3.3.2 推定値	34
第4章 結言	38
【引用文献】	39
【謝辞】	41

第1章 緒言

1.1 研究背景

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。都市部に高層ビルが建ち並び始めた 1960 年代の高度経済成長期以降、ビル風と呼ばれる強風障害についての議論に始まり、近年では反対にヒートアイランド現象や大気汚染等に代表される弱風障害についての議論もなされてきている。

ビル風に関しては、平成 5 年に制定された『環境基本法』に基づき各地方自治体で条例等が設けられ、中高層建物を建設する場合 事前に風環境の予測が義務付けられている。例えば東京都では、条例 [1]と総合設計制度 [2]において、風害の予測内容や方法、評価指標、事後調査方法等、詳細を規定している。Table 1 に総合設計制度の適用条件を示す。建物高さが 45 m（商業地域では 60 m）以上の場合には、風環境調査を数値解析等で事前に実施するよう規定し、建物高さが 60 m（商業地域では 100 m）以上では、風洞実験による予測と建設前後における風観測を義務付けている。このように行政による指導も行われているが、訴訟となる例も多くみられる。2003 年大阪高裁判決では、大阪府堺市に完成した 11 階建てマンションによる近隣住宅へのビル風被害を認めた [3]。同裁判をきっかけとして、中高層建物建設時に、日照や電波障害と同様に、風環境に対する周辺住民の要求が厳しくなっている。

風環境の予測評価の結果から防風対策が必要であるとされた場合や、すでに建設された建物の影響により強風被害が発生した場合には、風環境を改善するための適切な処置が施される。計画段階から行える一次対策としては、計画建物の長辺を地域の卓越風向に正対させないような配置にしたり、建物形状を円形や多角形にしたりして、強風を発生させないようにする。また、高層建築物の足元に低層部を設けるのも強い吹き下ろしを防ぐために有効である。このような一次対策が困難な場合、建物の配置や形状を変更せずに行える二次的な対策の例としては、防風植栽や防風フェンス、防風構造物等の設置が考えられる (Figure 1)。 [4] [5]

以上のようなビル風対策では、建物壁からの吹き下ろしや回り込み風等の建物周辺で生じる局所の強風が問題となる。一方広域スケールでは、建築物が密集する都市域の弱風化現象が問題視される。市街地内に弱風域が生じ換気機能が低下することにより、都市の温暖化や大気汚染といった問題が生じる。平成 25 年に策定された『ヒートアイランド対策大綱』 [6]には、ヒートアイランド現象の原因として、人工排熱の増加、地表面の人工化と

並び、密集した建築物による風通しの障害が挙げられている。また、ヒートアイランドは大気汚染にも影響を及ぼすと考えられる。ヒートアイランドが存在することにより海陸風が移動せず、弱風域が長時間にわたり発生するため空気が滞留する。このことによりヒートアイランド内部で発生した大気汚染物質も拡散できず、都市の大気汚染を助長させる。

[7]

弱風への対策の1つとして、建物群の形状や配置を変更することで市街地内に連続したオープンスペースを設けて換気・通風を行う「風の道」が注目を集め、多くの研究が行われてきている。しかし、この考えは強風を対象とした風環境対策とは相反するものである。これら両方を解決するには、街区レベルにとどまらず都市気象的要素を含めた風環境の位置づけに関する社会的な合意形成が必要である。そしてそのためには、都市域全体を対象としたより高度な予測技術の開発が不可欠となる [4]。

Table 1 総合設計の適用条件と調査方法 [2]

用途地域	建物高さ	調査事項
商業地域	100 m 以上	風洞実験による調査 建設前後の風観測
	60 m 以上	環境調査
上記以外	60 m 以上	風洞実験による調査 建設前後の風観測
	45 m 以上	環境調査



Figure 1 防風対策例 左から防風植栽、防風フェンス、防風構造物 [4]

1.2 風速の測定手法

上記のような種々の風環境問題解決のために、風洞実験・屋外観測や数値流体解析によって風環境の予測評価が多く行われてきた。実験的に流速を測定する方法は、流体中に測定プローブを挿入する接触式と、光学的あるいは音響的な方法による非接触式に大別される。接触式としてはピトー管や熱線・熱膜流速計、サーミスタ風速計が研究開発現場で用いられる。また、翼車型風速計は環境測定用として広く用いられている。非接触式としては、流れに追随するトレーサ粒子の速度を超音波により測定する超音波流速計や、レーザー光で測定するレーザドップラ流速計 (LDV)、さらにトレーサ粒子を画像として捉える粒子画像流速計 (PIV) が挙げられる。さらに、流体を構成する分子をトレーサ粒子の代わりとする分子タギング流速計 (MTV) や、トレーサ粒子のドップラー変位を画像で捉えるドップラグローバル流速計 (DGV) がある。 [8]

風洞実験において建物周辺の風速を測定する際には、古くから熱線流速計 (I 型プローブ) が使用されてきた。しかし熱線流速計は指向特性をもち、風向変動が激しい場合には風速の大きさを正しく測定し得ない。そこで、これに代わる無指向性のサーミスタ風速計が使用され始め、現在では平均風速に関して有効性が確認されている [9]。しかしサーミスタ風速計は応答特性が低く、風速変動の測定は困難である。

また熱線流速計のセンサを複数本用い、かつセンサ部分を特殊な構造にした風速計による風向、風速の測定方法も試みられている [10] [11] [12]。しかし建物周辺気流の風洞実験では多くの測定点の風速を測定する必要があることを加味すると、これらの風速計の使用には、特性の安定性、耐久性等、使用性能の点から課題が残されている。

従来のサーミスタ風速計は、センサ部のサーミスタ素子や白金巻線がガラス等でコーティングされており、その応答性能は最大で 1 Hz 程度と熱線流速計よりも非常に悪い。応答性を高める試み [13]として、受感部の熱容量を極力小さくしたり (センサ部を製造可能な限り小さくする、センサ部のガラスのコーティングを無くす)、風速の応答振幅を補正したりすることが行われたが、汎用化はされていない。そのため、通常サーミスタ風速計は平均風速の計測にのみ用いられ、瞬間風速の評価を行う場合には、計測した平均風速にガストファクター (GF) と呼ばれる経験的な定数や推定式を乗じて評価を行う。 [14]

そこで、本研究では、精密機械内狭小空間の物理環境計測に用いられる小型サーミスタ風速計 (Figure 2) に着目し、その風速値から得られた平均のみならず、標準偏差、歪度、尖度といった高次統計量の評価を試みた。本研究で用いた風速計の特性を Table 2 に示す。

小型サーミスタ風速計は、従来のサーミスタ風速計のサンプリング周波数が 1 Hz 程度だったのに対して、最大 30 Hz 程度と改善しているものの、熱線流速計のサンプリング周波数 1000 Hz には大きく劣っている。また、channel 数を最大の 16 まで増やしたとき、その値は約 3 Hz まで下がってしまう（Figure 3）。一方で、同時計測可能点数においては、熱線流速計が 1 点のみの計測になるのに対し、小型サーミスタ風速計の最大 16 点まで計測できることは利点である。また、小型サーミスタ風速計の他の利点として、自立するため設置が容易である点や、小型であるため従来測定が難しかった狭い空間の風速を取得できる点が挙げられる。



Figure 2 左：小型サーミスタ風速計、右：従来のサーミスタ風速計

Table 2 使用する風速計の特性

風速計	周波数応答性	同時計測可能点数
小型サーミスタ風速計 Advanced Thermal Solutions 製 ATVS-2020	3～30 Hz (channel 数を増やす ほど低くなる)	1～16 channel
熱線流速計 日本カノマックス株式会社 製 0251R-T5	1000 Hz	1 channel

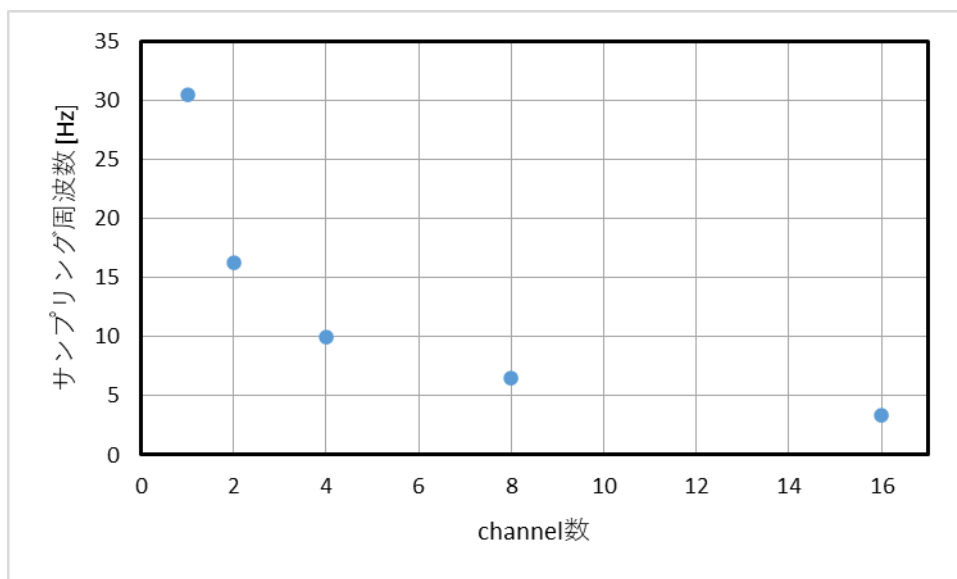


Figure 3 小型サーミスタ風速計の channel 数とサンプリング周波数の関係

1.3 風環境分野への人工ニューラルネットワーク（ANN）の応用

上記の小型サーミスタ風速計によって高次統計量を取得するが、応答性能上、その値は熱線流速計で得られた値となかなか一致しないと考えられる（その結果は第3章3.2で示す）。そこで、本研究では、小型サーミスタ風速計で得られた低精度の統計量から、高精度の統計量を推定する方法として、人工ニューラルネットワークを用いる。

人工ニューラルネットワーク（Artificial Neural Network, ANN）は、入力と出力変数を高い柔軟性で関連付けるように設計できるため、近年様々な自然科学分野で注目が集まっており、風環境分野においても応用されている。Ti ら [15]は、風力タービン流入風における風速と乱流運動エネルギーの予測に ANN を適用した。Zhou ら [16] [17]は、ANN を使用して入口速度および温度に基づいて室内環境を予測し、よりエネルギー効率の高い建物設計を目指した。Bre ら [18]は、風向と建物形状に基づいて建物壁の表面圧力係数を ANN で推定した。Li ら [19]は、高次モーメントを含む統計量に基づいた ANN を用いて低発生風速を推定した。Li ら [20]は、高精度な超音波風速計の結果を使用してカップ型風速計の精度を補正するために ANN を用いた。このように、風環境分野においても、入力と出力変数の間に特定の関係が存在するとき、ANN モデルが出力変数を正確に予測するためのポテンシャルを有することが示されている。

1.4 研究目的

本研究の目的は、従来のサーミスタ風速計と比較して様々な利点を持つ小型サーミスタ風速計を用いて、平均風速以上の高次統計量を取得することである。そのために、高精度な熱線流速計の結果を使用して、小型サーミスタ風速計で得られる統計量の精度を人工ニューラルネットワーク（ANN）によって補正する。小型サーミスタ風速計で高精度な統計値を取得することができれば、熱線流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を精度良く行うことができるようになる。

1.5 論文構成

本論文は以下の全 4 章で構成されている。

第 1 章では、研究背景と研究目的、論文構成について述べる。

第 2 章では、実験装置および実験条件、人工ニューラルネットワーク（ANN）モデルの概要について述べる。

第 3 章では、実験および ANN モデルによって得られた結果と考察を述べる。

第 4 章では、本論文の結論を述べる。

第2章 実験・解析方法

2.1 実験装置および実験条件

この節では、小型サーミスタ風速計の測定値を熱線流速計の測定値によって較正することを目的とした実験について、実験装置および実験条件を示す。

2.1.1 風洞装置概要

本研究は、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を用いて実験を行った。Figure 4 に風洞外観写真を、Figure 5 に風洞の寸法図を示す。Figure 4 は、右側が風上側、左側が風下側である。風洞装置は、風上側から順に整流装置、アクリル胴、吸い込み式軸流装置で構成されている。整流装置内部にはハニカムメッシュが内蔵されており、流入する外気の乱れを低減させることができる。アクリル胴全体の寸法は、長さ 3100 mm、幅 500 mm、高さ 500 mm であり、風上端から 1600 mm、風洞天井部から 260 mm の位置に風下端まで先端エッジ加工されたアクリル平板が挿入されている。十分に発達した平板境界層内を測定対象とするため、測定点は挿入されたアクリル平板上の風下端から 600 mm に位置している。アクリル胴の風下には吸い込み式軸流装置（空研機工

株式会社）が設置されている。軸流装置はインバータ（三菱電機株式会社、A024）と接続されており、インバータの周波数を変化させることで、最大 10 m/s まで送風することができる。また、測定部外部には **traverse** 装置（株式会社旭精機）を設置しており、熱線風速計やピトー管を用いた計測ではそれぞれスパン方向、流れ方向にスリットのついた天板から挿入して、連続で計測することができるようにしている。



Figure 4 吸い込み式風洞装置外観

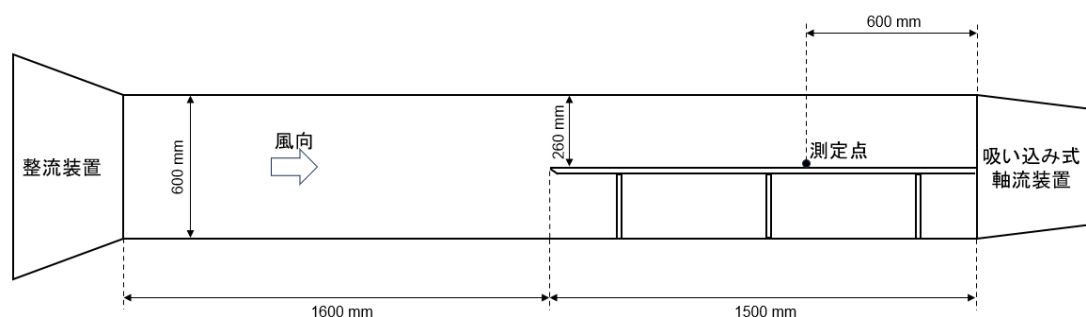


Figure 5 風洞寸法図

2.1.2 風速計設置方法

本実験では、まず熱線流速計をピトー管によって校正し、その後その熱線流速計を用いて小型サーミスタ風速計との同時計測を行った。熱線流速計の較正式についての詳細は 2.1.4.2 で記す。ピトー管、熱線流速計、小型サーミスタ風速計は平板の前縁から 900 mm の距離にあり、ピトー管の測定点は風洞天井から 35 mm の位置に、小型サーミスタ風速計の測定点は底面から 5 mm の位置にある（Figure 6）。

まず、熱線流速計をピトー管と同じ高さである風洞天井から 35 mm の位置に横に並べ (Figure 7)、同時に風速を計測し較正を行った。その後、熱線流速計を小型サーミスタ風速計と同じ高さである底面からの高さ 5 mm 位置まで下降させ、風速の同地点同時計測を行った (Figure 8)。小型サーミスタ風速計は、センサ部の長さが 6 mm、台座部の厚さが 3 mm である。そこで、Figure 9 のように、台座部と同じ高さ 3 mm の脚と、その上にセンサ部だけ出せる穴の開いた厚さ 1 mm のアクリル平板を設け、測定時に台座部の影響が出ないようにした。

ここで、小型サーミスタ風速計の設置点 (平板前縁から 0.9 m、底面から 0.005 m 位置) が境界層内に含まれるか確認しておく。平板に沿う乱流境界層厚さ $\delta(x)$ は次式 (2-1) で表される [21]。

$$\delta(x) = 0.38 \left(\frac{U_{\infty} x}{\nu} \right)^{-1/5} x \quad (2-1)$$

ここで、 $\nu = 1.5 \times 10^{-5} \text{ [m}^2/\text{s]}$: 空気の動粘性係数、 $U_{\infty} = 1.0 \sim 7.0 \text{ [m/s]}$: 主流速度、 $x = 0.9 \text{ [m]}$: 平板前縁からの距離である。これらの数値を (2-1) 式に代入すると、測定点位置の境界層厚さ $\delta = 0.04 \sim 0.20 \text{ [m]}$ と導かれる。これは、測定点高さ 0.005 m より大きいため、測定点は乱流境界層内であることが確認できた。

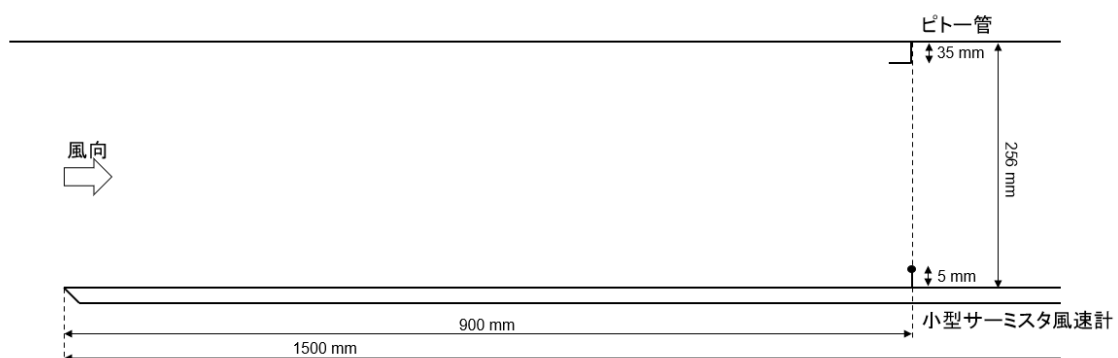


Figure 6 各風速計の測定点位置

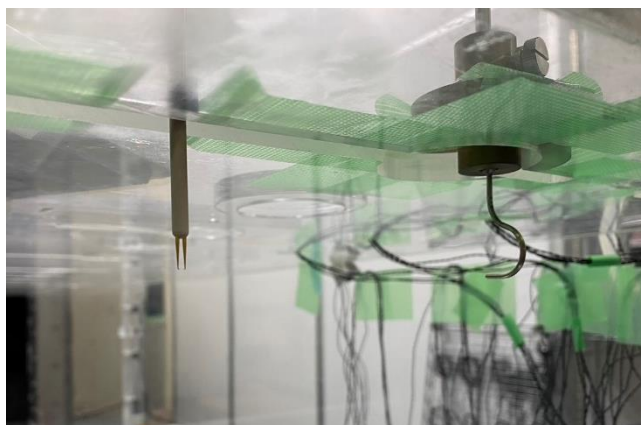


Figure 7 熱線流速計較正時の熱線流速計（左）とピトー管（右）の配置

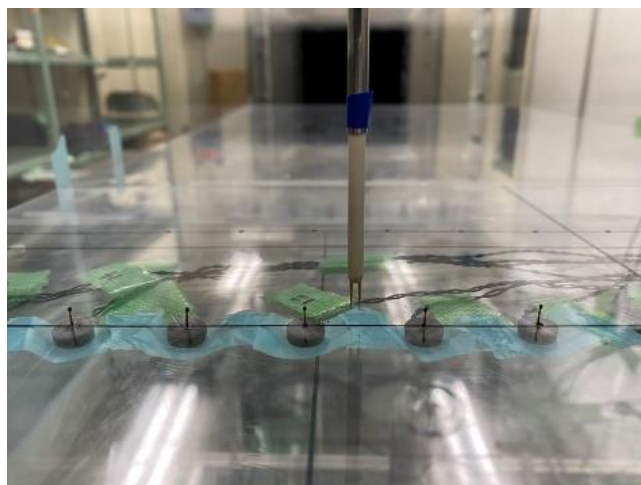


Figure 8 小型サーミスタ風速計と熱線風速計の配置

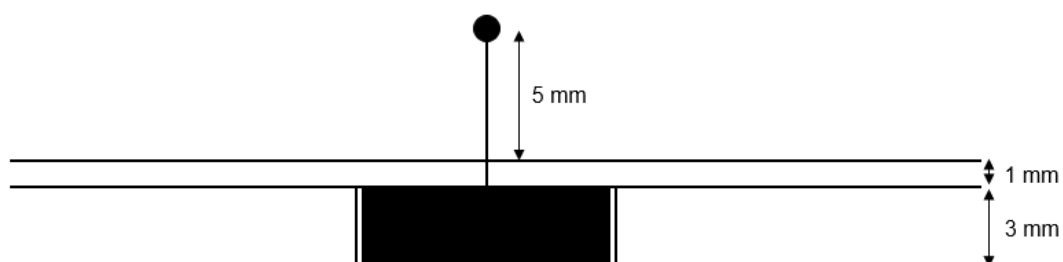


Figure 9 小型サーミスタ風速計の設置方法

2.1.3 実験条件

小型サーミスタ風速計と熱線流速計の同地点同時計測の結果より、小型サーミスタ風速計の較正を行った。Figure 8 のように、小型サーミスタ風速計を風上端から 900 mm の位

置に一系列に 15 個並べ、熱線流速計と同時に計測を開始した。1 風速で 5～6 分間計測し、1000 個の風速値を得た（15 channel 同時計測のため、サンプリング周波数は 3 Hz 程度である）。この間、熱線流速計は 1000 Hz で計測している。風速は 0 m/s～7 m/s の 8 風速あり、それぞれの風速で 8 試行繰り返した。この 8 風速×8 試行の測定値から、小型サーミスタ風速計の較正式(2-2)を導出した。また、指向性の確認のため、逆風向においても同じ条件で計測し、較正式を導出した。較正係数は 15 センサそれぞれにおいて決定され、その方法は平均風速値同士の最小二乗法による線形近似である。

$$U_{calib,i} = a_i \times U_{TH,i} + b_i \quad (i = 1 \sim 15) \quad (2-2)$$

ここで、 $U_{calib,i}$ ：小型サーミスタ風速計の較正風速 [m/s]、 $U_{TH,i}$ ：小型サーミスタ風速計の実測値 [m/s]、 a_i , b_i ：線形近似によって得られた校正係数である。

較正実験の後、得られた小型サーミスタ風速計の較正風速値において、平均値以外の統計値を取得するため、再び同様の実験を行った。ただし、使用する channel 数が多いほどサンプリング周波数が小さくなるため、channel 数 $N = 1, 4$ の 2 つとした。また、風速は 1 m/s～5 m/s の 5 風速で、1 風速につき 1000 個の風速値を得た。それぞれの風速で 10 試行し、統計値の 10 試行平均を算出した。そして、この 5 風速×10 試行を 3 回繰り返し、それぞれの風速で 3 つの 10 試行平均を得た。

2.1.4 風速計概要

この項では、本実験に使用したピトー管と熱線流速計、小型サーミスタ風速計の概要について述べる。

2.1.4.1 ピトー管およびマノメータ

熱線流速計の較正のため、L 型ピトー管（株式会社岡野製作所、LK-1S、Figure 10）を使用した。ピトー管はマノメータ（桜木理化学機械株式会社、DMP-201N12、Figure 11）に接続されており、測定した全圧 P_T [Pa]と静圧 P_S [Pa]の差から動圧値を出力する。動圧 P_V [Pa]は以下の式(2-3)(2-4)で表される。ここで、 ρ_{air} ：空気密度 [kg/m³]である。

$$P_V = P_T - P_S \quad (2-3)$$

$$P_V = \frac{1}{2} \rho_{air} U^2 \quad (2-4)$$

上式より、風速 U_{pitot} [m/s]は次式(2-5)で算出される。

$$U_{pitot} = \sqrt{\frac{2}{\rho_{air}} \times P_V} \quad (2-5)$$

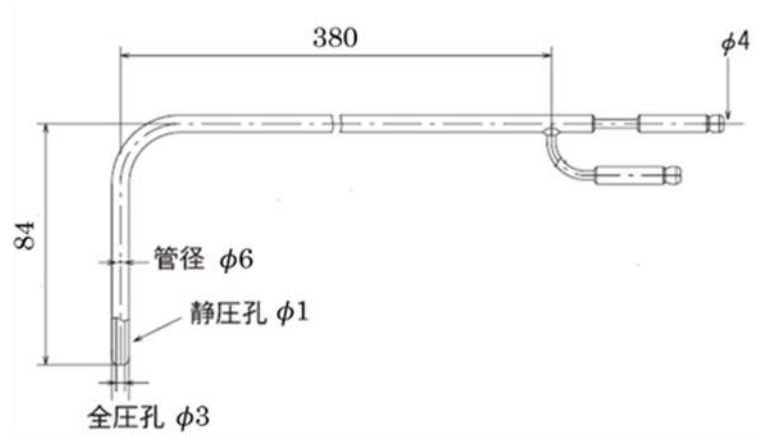


Figure 10 L 型ピトー管 [22]



Figure 11 マノメータ

2.1.4.2 熱線流速計

小型サーミスタ風速計使用時の参照風速計測のため、I 型プローブ（日本カノマックス株式会社、0251R-T5、Figure 12）定温度型を使用した。熱線流速計の原理を以下に説明する。流体中に加熱された抵抗線（熱線）をおくと熱エネルギーが失われ、流速が大きければ抵抗線の冷却は早められる。このときの流速と放射熱量との関係は「**KING** の法則」と呼ばれ、式(2-6)のように表される。ここで、 I ：電流 [A]、 R ：抵抗 [Ω]、 V ：プローブ電圧 [V]、 U ：流速 [m/s]、 T ：プローブ温度 [K]、 T_a ：流体温度 [K]、 a 、 b ：定数 [-]である。

$$IR^2 = V^2/R = (a + bU^{1/2})(T - T_a) \quad (2-6)$$

このように、加熱センサの熱放射を利用して流速を計測することができる。

定温度型では、Figure 13 に示すように熱線を一辺にもつブリッジを組み、その不平衡出力電圧をアンプで増幅してブリッジに戻すことにより、熱線の温度を流速に関係なく一定に保つことができる。この状態で流れが熱線に当たると、回路に熱線を初期設定温度に保つように電流が流れる。熱線の抵抗値も一定になるため、ブリッジ電圧 E [V] を測定することにより流速および変動分を検出することができる。 A , B , C を定数として式 (2-6) を変形すると、流速 U_{HW} [m/s] を求める式 (2-7) が得られる。

$$U_{HW} = AE^4 + BE^2 + C \quad (2-7)$$

熱線流速計の較正は、ピトー管によって得られた風速とブリッジ電圧の出力値を Figure 14 のようにプロットし、最小二乗法を用いて定数 A , B , C を決定した。プローブからの出力は、定温度型熱線風速計（日本カノマックス株式会社）の CTA ユニット（Model 1010、Figure 15）を介してデータロガー（グラフテック株式会社、GL900、Figure 16）に取り込まれる。

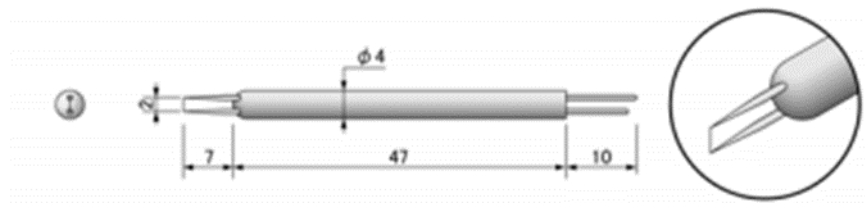


Figure 12 I型プローブ [23]

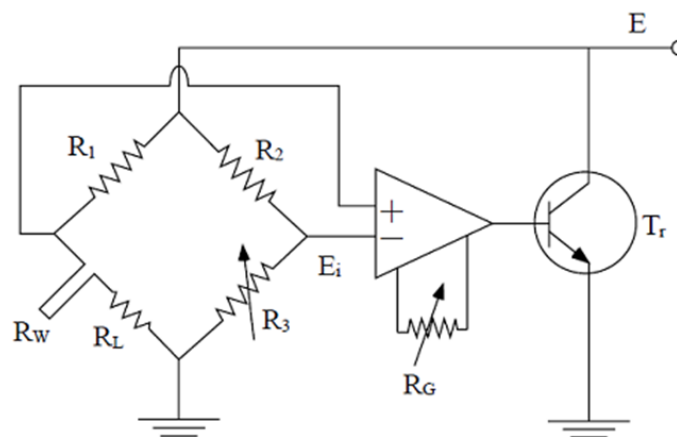


Figure 13 定温度ブリッジ回路 [24]

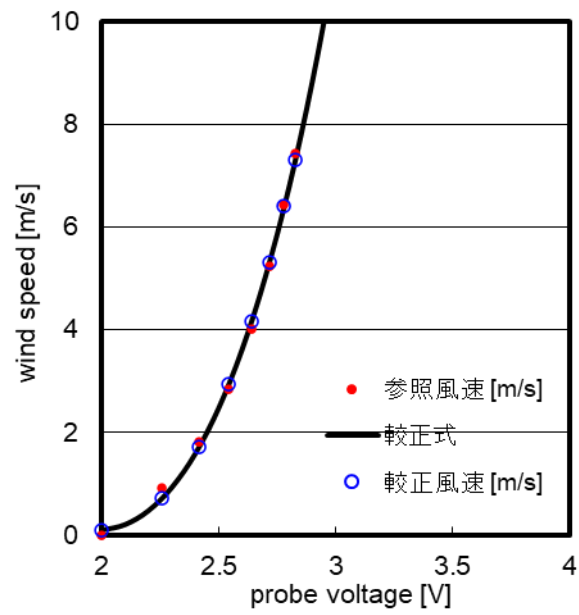


Figure 14 風速とプローブ電圧の関係の例



Figure 15 CTA ユニット (アンプ)



Figure 16 データロガー

2.1.4.3 小型サーミスタ風速計

研究対象とする小型サーミスタ風速計（Advanced Thermal Solutions、ATVS-2020）は、受感部にサーミスタを用い、風の冷却効果によりサーミスタの抵抗が変化する性質を応用して風速を検出する。1.2 でも述べたように、従来のサーミスタ風速計より素子サイズが小さく熱容量も小さいため、サンプリング周波数が最大 30 Hz 程度まで応答性能は改善している。

2.2 人工ニューラルネットワーク（ANN）モデル

この節では、上記の実験で得られた小型サーミスタ風速計の各種統計量から高精度な統計量を推定するための ANN モデルについて、概要を示す。

ANN モデルは、Figure 17 のように、人工ニューロンを基本構成要素とし、人工ニューロンがシナプスで結合された階層構造を成している。人工ニューロンは入力の数値 $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ にそれぞれ重み係数 $(W_{11}, W_{21}, \dots, W_{n1})$ を掛け、バイアス係数 $(b_1, b_2, \dots, b_n)$ を加えた後、活性化関数に入力して出力 y_1 を求める。ここで、活性化関数はシグモイド関数とし、出力 y_j は $y_j = 1 / (1 + \exp(-(\sum_{i=1}^n x_i W_{ij} + b_i)))$ と表される。そして、この出力 y_j が次の層への入力 x_i となる。この階層構造を行列表記すると、 $\mathbf{y} = \mathbf{xW} + \mathbf{b}$ となる。ここで、 $\mathbf{x}$ は層の入力ベクトル $(1 \times N)$ 、 $\mathbf{y}$ は層の出力ベクトル $(1 \times M)$ 、 $\mathbf{W}$ は重み行列 $(N \times M)$ 、 $\mathbf{b}$ はバイアスベクトル $(1 \times M)$ である。入力ベクトル $\mathbf{x}$ の次元数 N は一つ前の層の次元に、出力ベクトル $\mathbf{y}$ の次元数 M は現在の層の次元に対応している。ここで指す入力・出力とは各層に対するものであり、ANN モデル全体の入力および出力とは異なる。最初の隠れ層と最後の隠れ層において、

N と M は ANN モデルの入力データ（小型サーミスタ風速計から得られた統計値）および出力データ（統計量の推定値）の次元に対応し、 $N=6$ 、 $M=4$ となる。このように、入力層、複数の隠れ層、出力層がそれぞれ前後の層と接続されて、全体の ANN モデルを形成する。本モデルで使用する入力データ $x_i^{(1)}$ は小型サーミスタ風速計で得られた平均（mean）、標準偏差（SD）、歪度（skewness）、尖度（kurtosis）、5 次モーメント（m5）、6 次モーメント（m6）の 6 つとし、出力データ $y_i^{(l)}$ は mean、SD、skewness、kurtosis の 4 つとする。

トレーニングプロセス中、重み行列 W とバイアスベクトル b は、損失関数 L が最小となるように最適化される。 L はトレーニングデータと教師データの二乗誤差で定義され、 $L = \sum_i (y_i - t_i)^2$ と表される。トレーニングは、全データの中からランダムに選ばれた 50 セットのミニバッチデータに基づいて、確率的勾配降下法（SGD : Stochastic gradient descent）を用いて行う。各層ごとに、重み行列およびバイアスベクトルの成分 $W_{ij}^{(k+1)}$ 、 $b_i^{(k+1)}$ は以下のように定義される。

$$W_{ij}^{(k+1)} = W_{ij}^{(k)} - \eta \frac{\partial L}{\partial W_{ij}^{(k)}} \quad (2-8)$$

$$b_i^{(k+1)} = b_i^{(k)} - \eta \frac{\partial L}{\partial b_i^{(k)}} \quad (2-9)$$

ここで、上添字 (k) はステップ数を意味しており、入力層から第 k 層目の層は、 $y^{(k)} = x^{(k)}W^{(k)} + b^{(k)}$ と表される。ただし、 $k = 1, 2, \dots, l$ で、 $x^{(1)}$: モデル全体の入力、 $y^{(l)}$: モデル全体の出力である。また、学習率 $\eta = 0.1$ である。各層のパラメータの勾配は、勾配逆伝播法に基づいて計算される [25]。ここで、パラメータの初期値は、標準正規分布に従うランダムな値で与えられ、入力ベクトルの次元の平方根でスケールされる [26]。

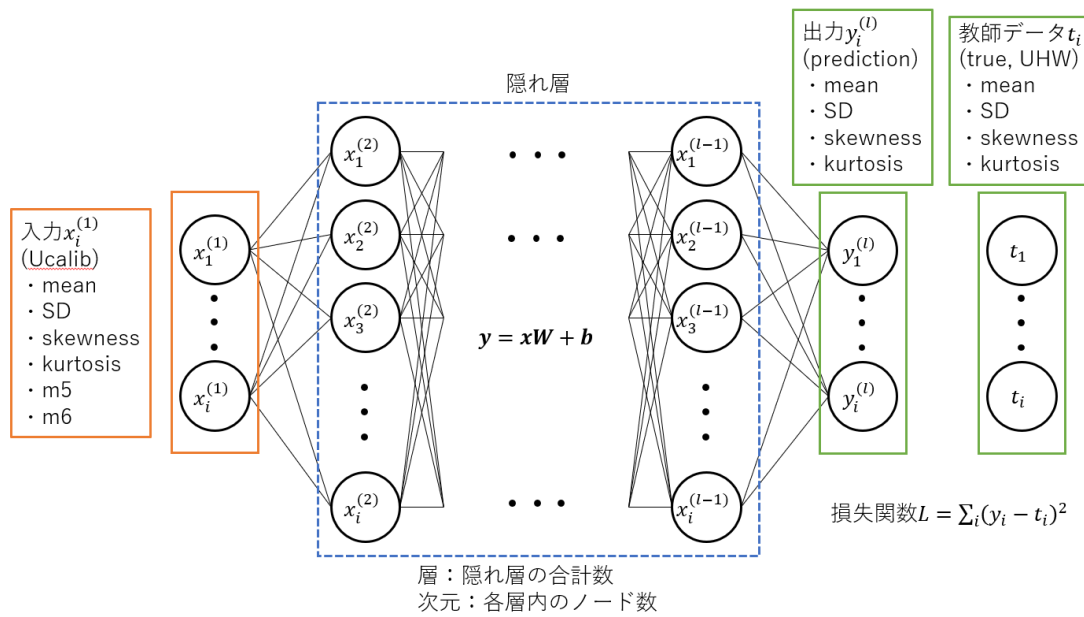


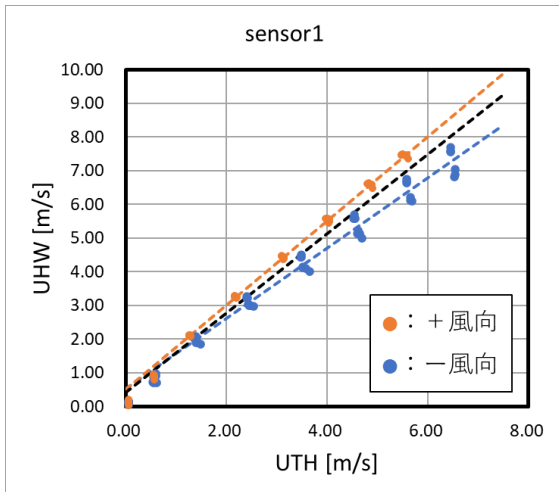
Figure 17 ANN モデル

第3章 結果および考察

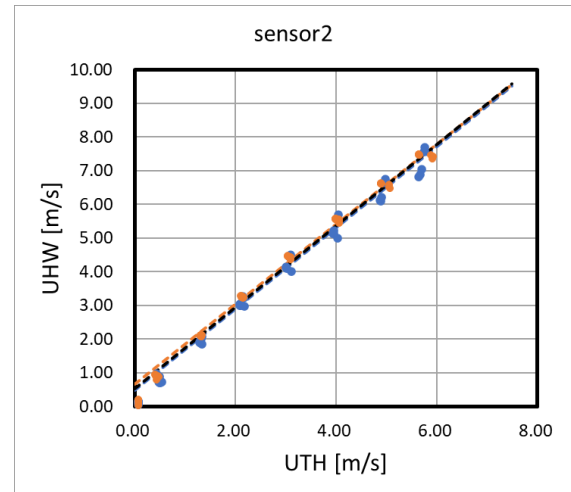
3.1 較正実験の結果および考察

本節では、小型サーミスタ風速計の較正実験の結果および考察を示す。Figure 18 に、式 (2-2)における較正係数 a_i , b_i の導出に用いた較正直線、Table 3 にそこで導かれた較正係数を示す。Figure 18 の横軸：小型サーミスタ風速計の実測値 $U_{TH,i}$ 、縦軸：熱線流速計値 U_{HW} である。この 2 つの値同士の最小二乗法による線形近似で得られた直線が 3 本引いてある。風向を変化させた 2 本の直線と、その 2 本の平均を取った直線が 1 本である。Figure 18 (b)の sensor2 や Figure 18 (f)の sensor6 等、3 本の直線が概ね一致して無指向性が確認されたセンサが多数であるが、一方で Figure 18 (a)の sensor1 や Figure 18(d)の sensor4 等、風向によって測定値にばらつきがあり、較正直線が一致しないセンサも確認された。また、Table 3 からわかるように、全てのセンサにおいて較正係数 b_i が 0.5 程度の値を取るため、0 m/s ~ 1 m/s の弱風域においてはこの較正直線は適用できないと考えられる。

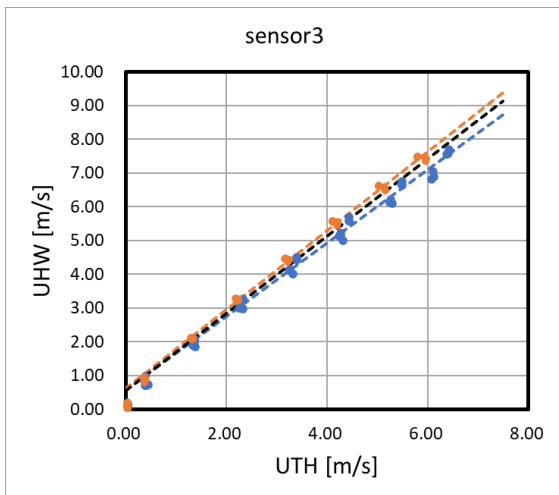
Figure 19 に参照風速（熱線流速計値） U_{HW} と小型サーミスタ風速計較正值 $U_{calib,i}$ の関係を示す。Figure 18 で較正直線が一致しなかったセンサ以外は、測定値が較正值 $\pm 10\%$ 以内に収まっている。そのため、本較正実験で得られた較正係数は、sensorNo.2, 3, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14, 15 においては使用可能であると考えられる。



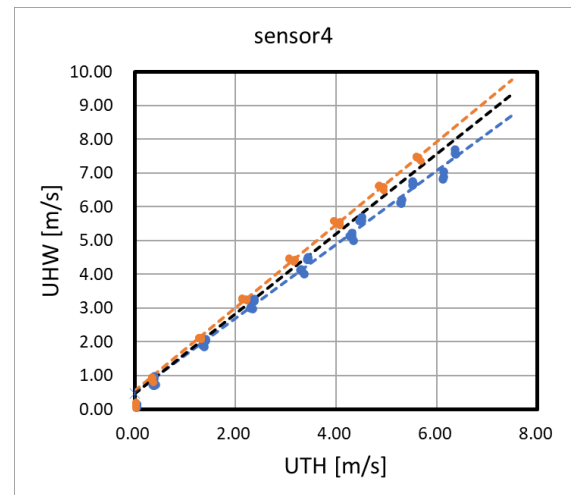
(a) sensorNo.1



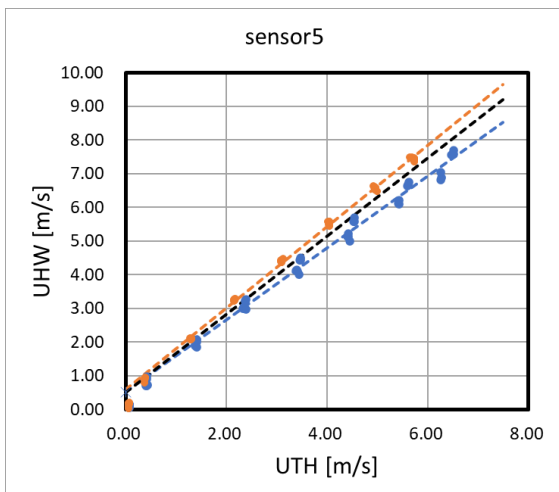
(b) sensorNo.2



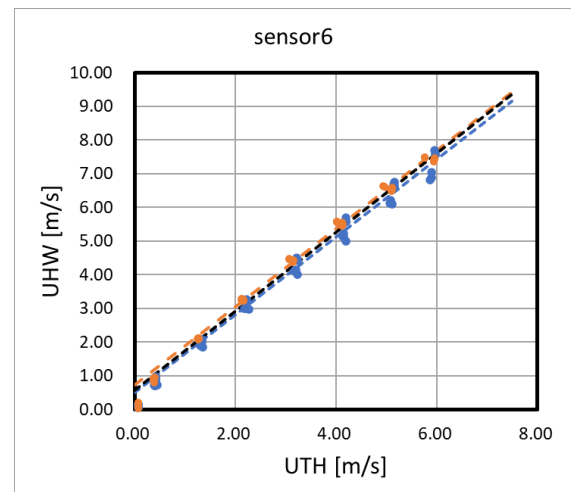
(c) sensorNo.3



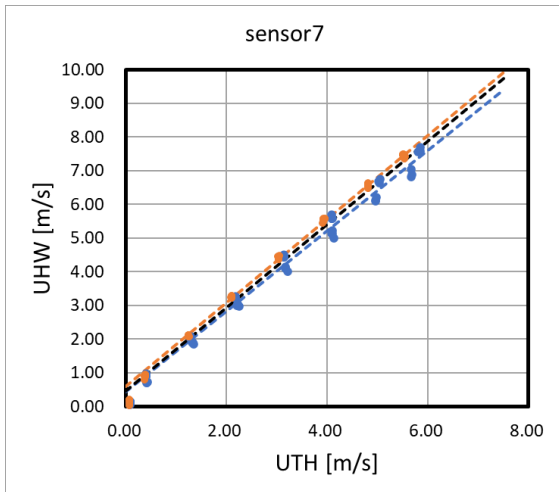
(d) sensorNo.4



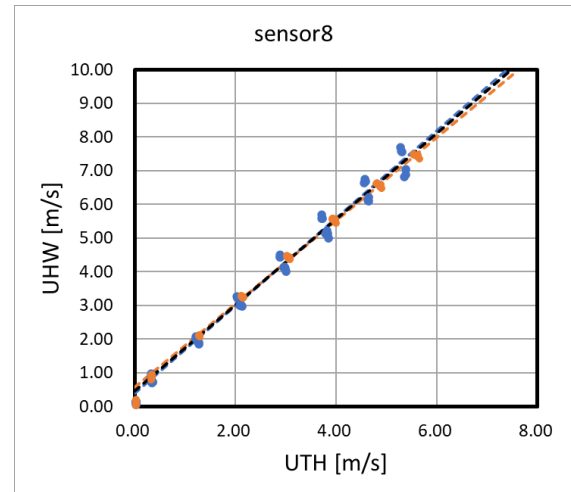
(e) sensorNo.5



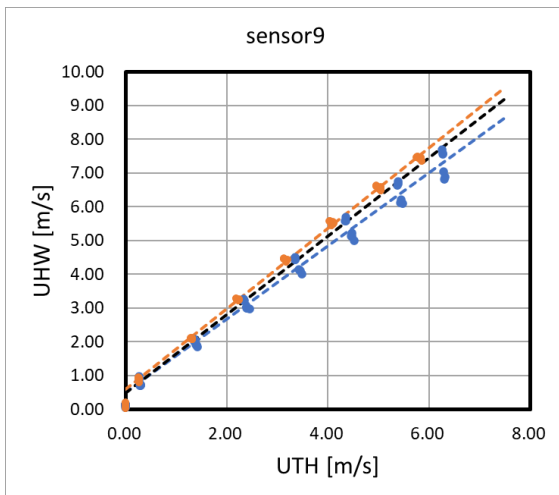
(f) sensorNo.6



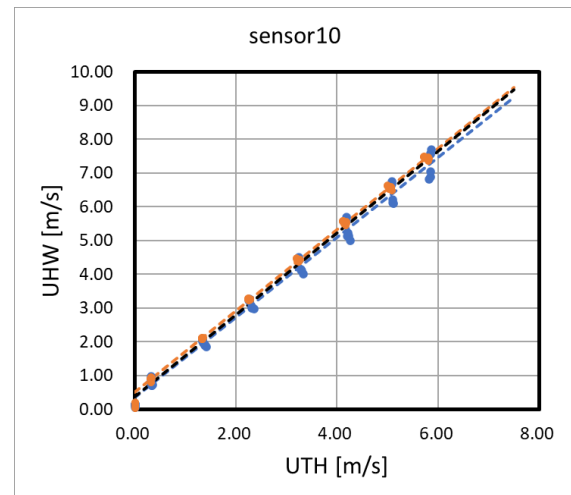
(g) sensorNo.7



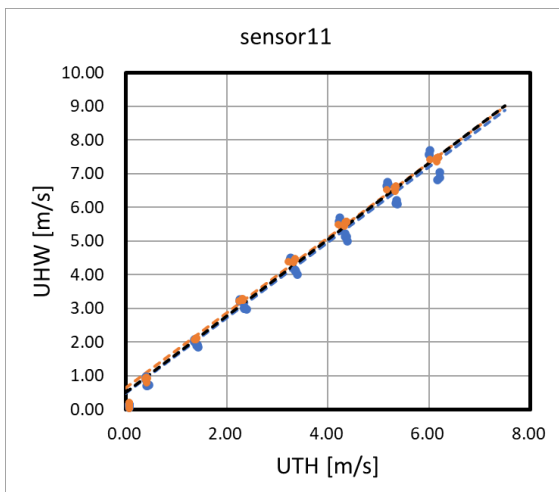
(h) sensorNo.8



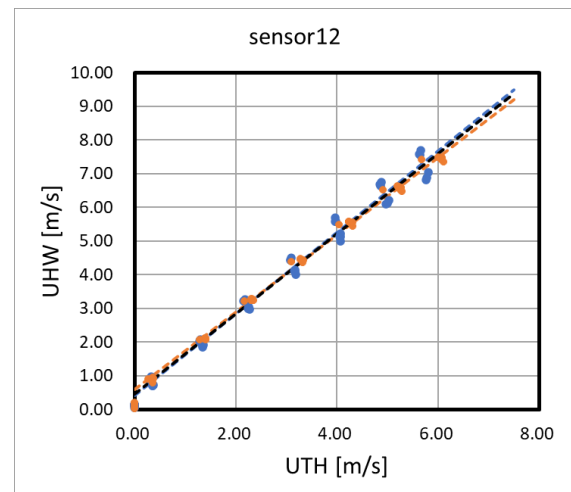
(i) sensorNo.9



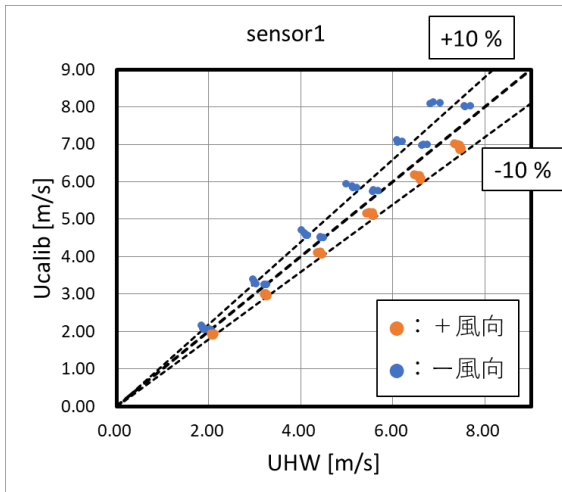
(j) sensorNo.10



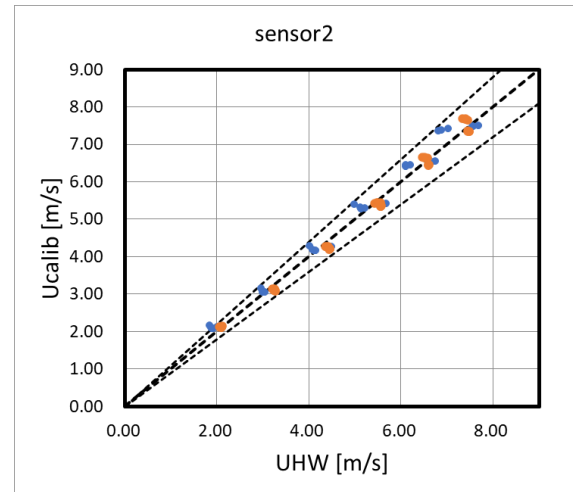
(k) sensorNo.11



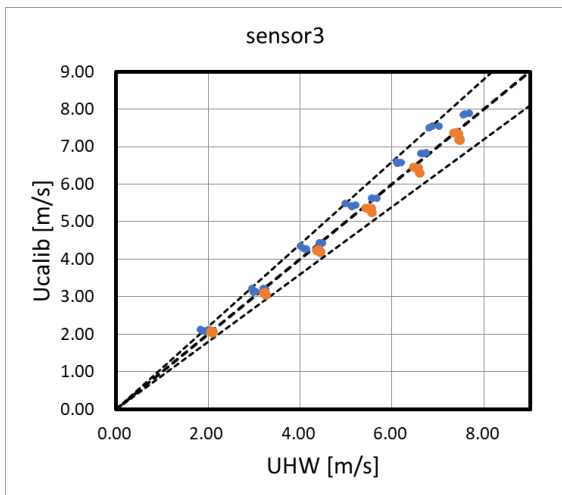
(l) sensorNo.12



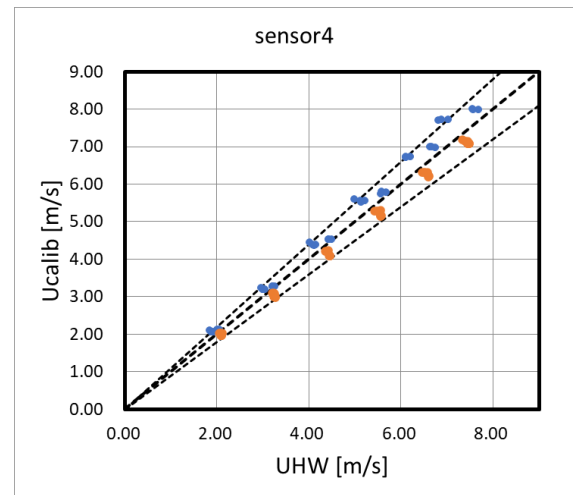
(a) sensorNo.1



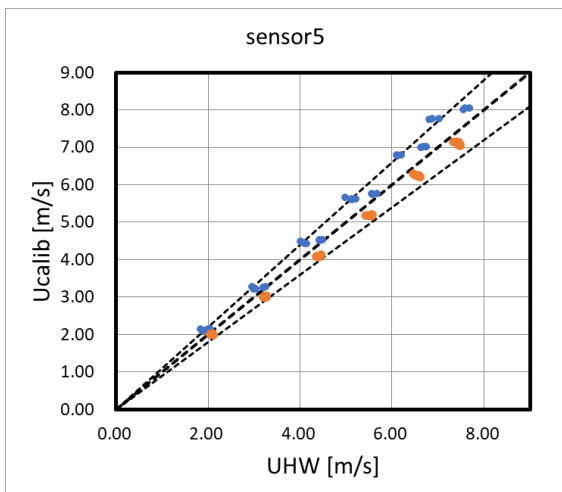
(b) sensorNo.2



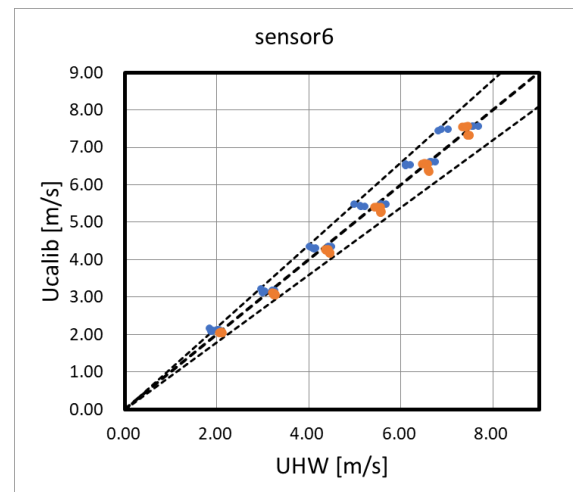
(c) sensorNo.3



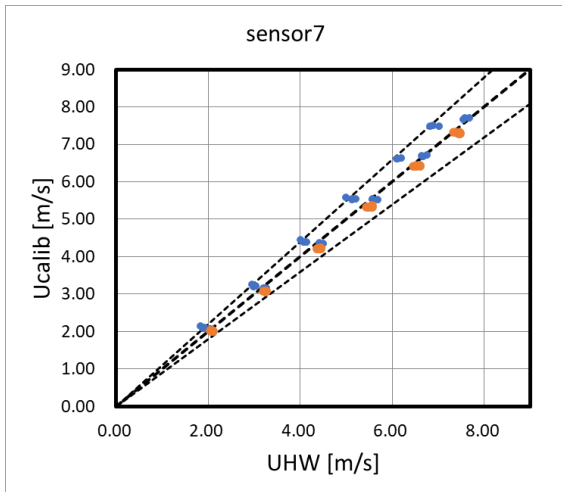
(d) sensorNo.4



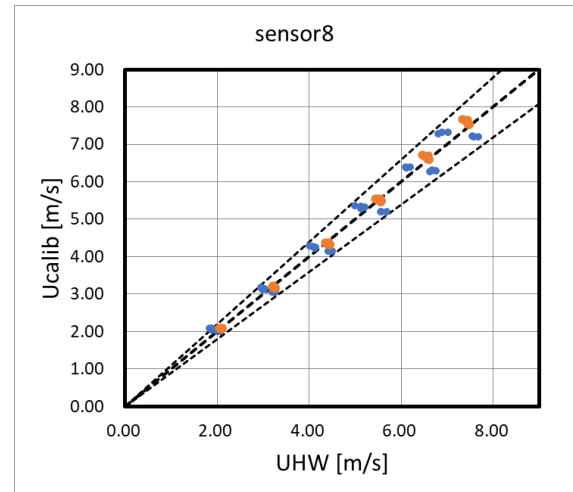
(e) sensorNo.5



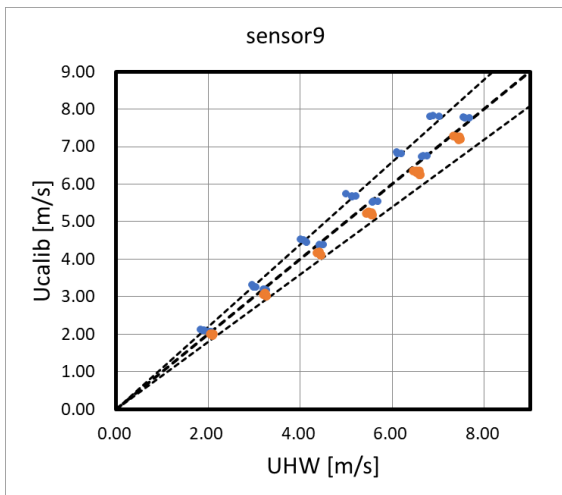
(f) sensorNo.6



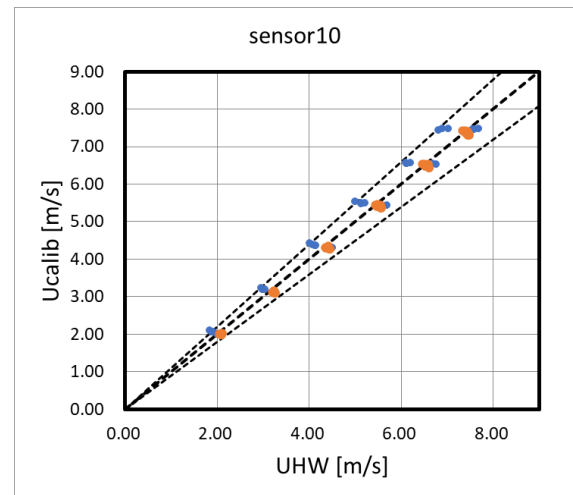
(g) sensorNo.7



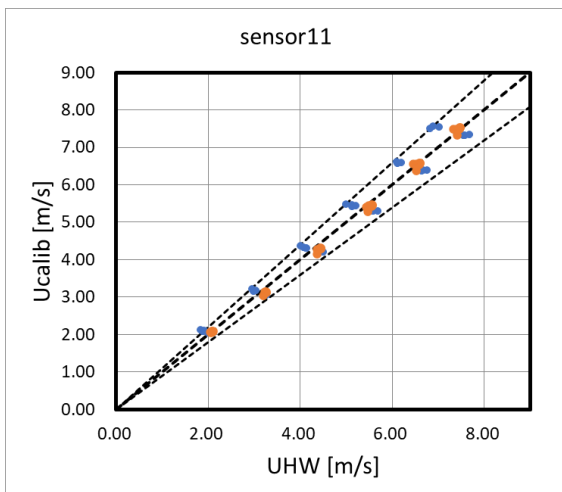
(h) sensorNo.8



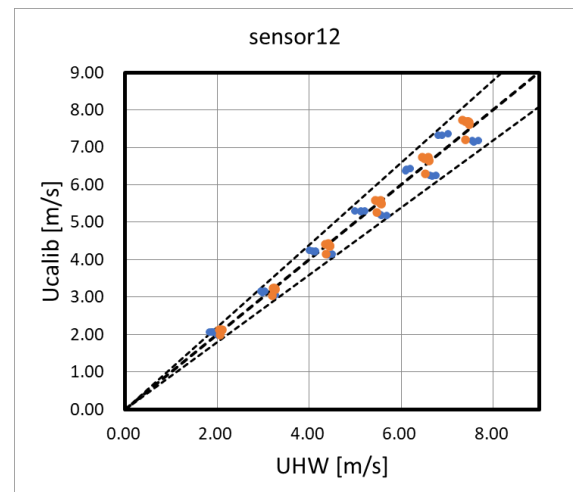
(i) sensorNo.9



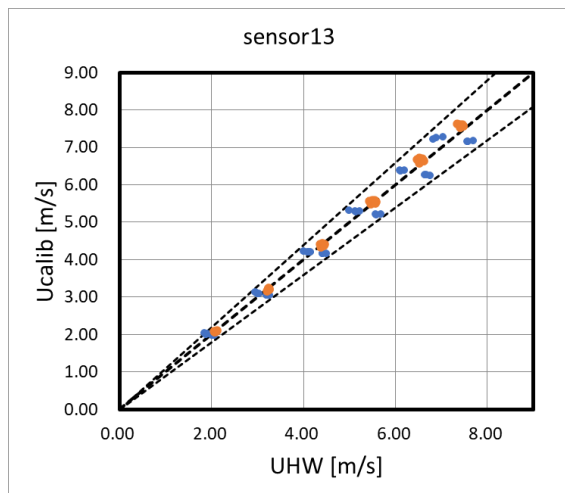
(j) sensorNo.10



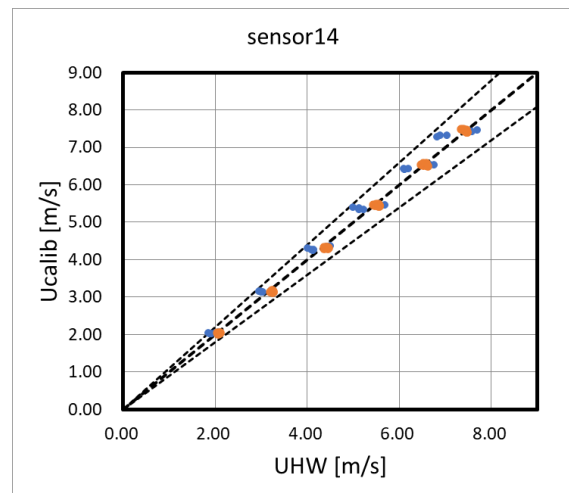
(k) sensorNo.11



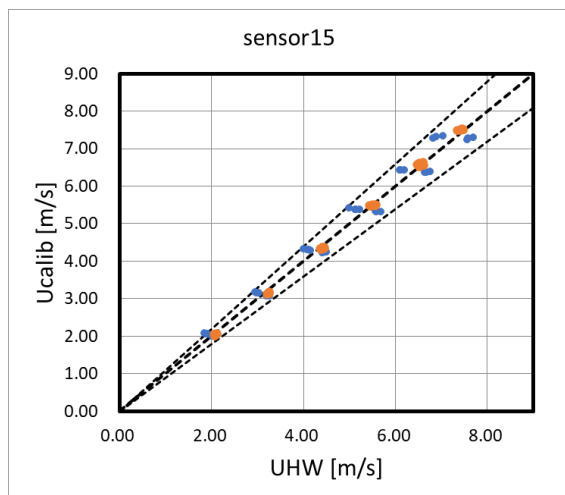
(l) sensorNo.12



(m) sensorNo.13



(n) sensorNo.14



(o) sensorNo.15

Figure 19 参照風速 (U_{HW}) と各小型サーミスタ風速計較正值 (U_{calib}) の関係

3.2 得られた各統計値および考察

前節で得られた較正係数を用いて求めた小型サーミスタ風速計較正值と、熱線流速計実測値において、Figure 20 に各風速計の時系列データ、Figure 21 に風速の確率密度分布、Figure 22 に変動成分のパワースペクトルを示す。ただし、ここで用いたデータは sensorNo.12 単体 (channel 数 $N=1$) で計測したときのものである。Figure 20、Figure 21 を見ると、熱線流速計値 U_{HW} が細かな乱流変動まで捉えられている一方、小型サーミスタ風速計較正值 U_{calib} は捉えられる変動幅が小さい。また、 U_{calib} は平均風速を含め全体的に高風速側に寄っているため、特に低風速側の広い範囲の値を取得できていない。また、Figure 22 のパワースペクトルに関しても U_{calib} は細かな変動を取得できておらず、これは平野らの結果 [27] とよく一致した。

続いて、Figure 23 に各風速計で得られた各種統計値（channel 数 N=1、sensorNo.12）と参照風速 U_{HW} の関係を示す。各種統計値の求め方は以下の式 (3-1)(3-2)(3-3) の通りである。

$$SD = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (U_i - \bar{U})^2} \quad (3-1)$$

$$skewness = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{U_i - \bar{U}}{SD} \right)^3 \quad (3-2)$$

$$kurtosis = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{U_i - \bar{U}}{SD} \right)^4 \quad (3-3)$$

ここで、 U_i ：各時点の風速、 $\bar{U}$ ：風速の平均値、 n ：データ数である。

標準偏差 (SD) において、熱線流速計値 $SD(U_{HW})$ は風速と正の線形相関があるのに対し、小型サーミスタ風速計較正值 $SD(U_{calib})$ は 0.08 程度の一定値を示し、風速に対してこれ以上反応しないことがわかる。また、歪度 (skewness) において、 $skewness(U_{HW})$ は $SD(U_{HW})$ と同様、風速と正の線形相関があるものの、 $skewness(U_{calib})$ では正確な相関は見られない。ただし、風速が大きくなると $skewness=0$ に近づくという同様の傾向は両者ともに見られた。尖度 (kurtosis) に関しては、 $kurtosis(U_{HW})$ は 2.80 周辺に集まっているのに対して、 $kurtosis(U_{calib})$ はどの風速においても大きくばらつきがあることが確認された。また、最大 (max)、最小 (min) については、先述の通り U_{calib} は特に低風速域の値を取得できていないため、 $\min(U_{calib})$ と $\min(U_{HW})$ の間に大きな乖離があった。

Figure 24 に熱線流速計値 (U_{HW}) から得られた各統計値と小型サーミスタ風速計較正值 (U_{calib}) から得られた各統計値の関係を示す。各統計値に sensor 数 N の影響があるかを確認するために、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 数の影響はないことが見て取れた。それぞれのグラフを見ると、平均 $\text{mean}(U_{calib})$ は概ね $\text{mean}(U_{HW})$ と一致しているが、標準偏差 SD、歪度 skewness、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（風速変動幅）も大きくなり標準偏差も大きくなるが、小型サーミスタ風速計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、歪度や尖度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。

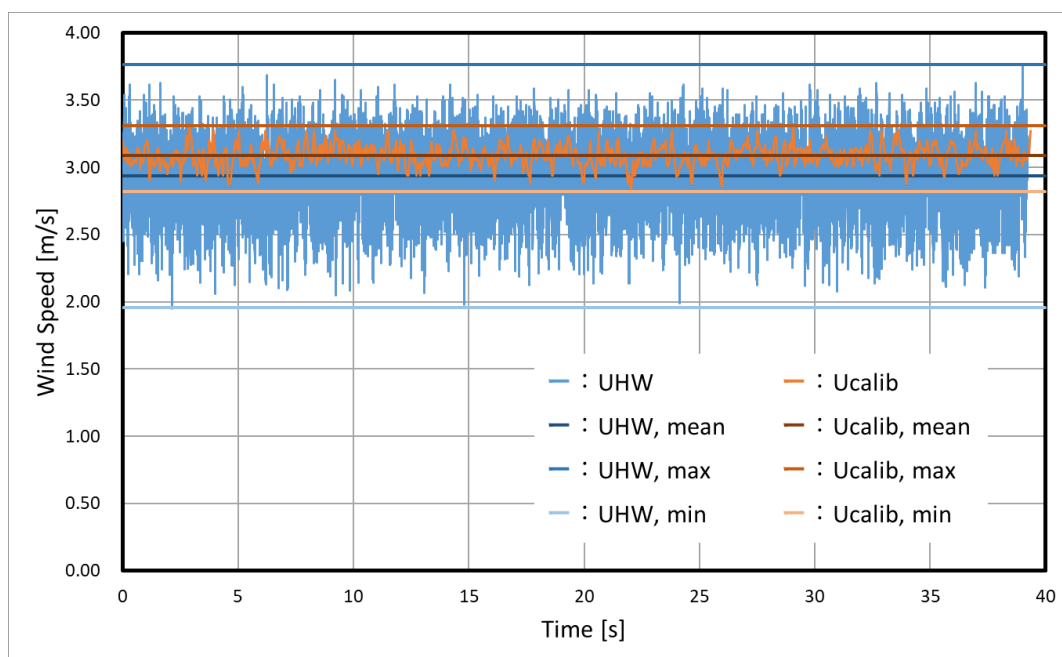


Figure 20 各風速計の時系列データ (channel 数 N=1、sensorNo.12)

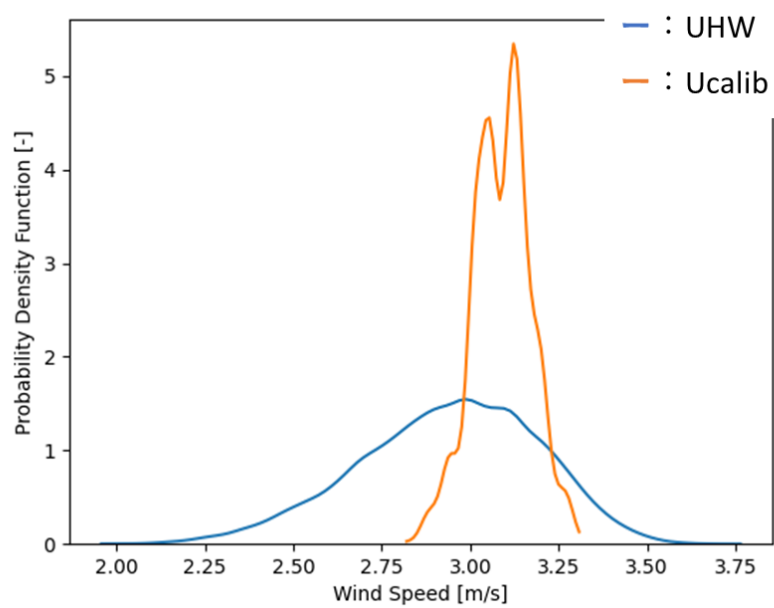


Figure 21 風速の確率密度分布 (channel 数 N=1、sensorNo.12)

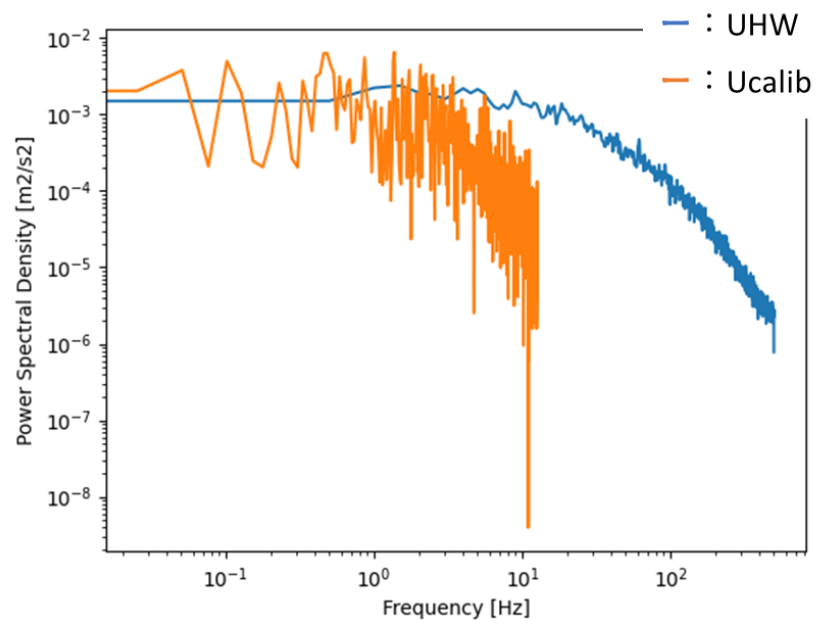
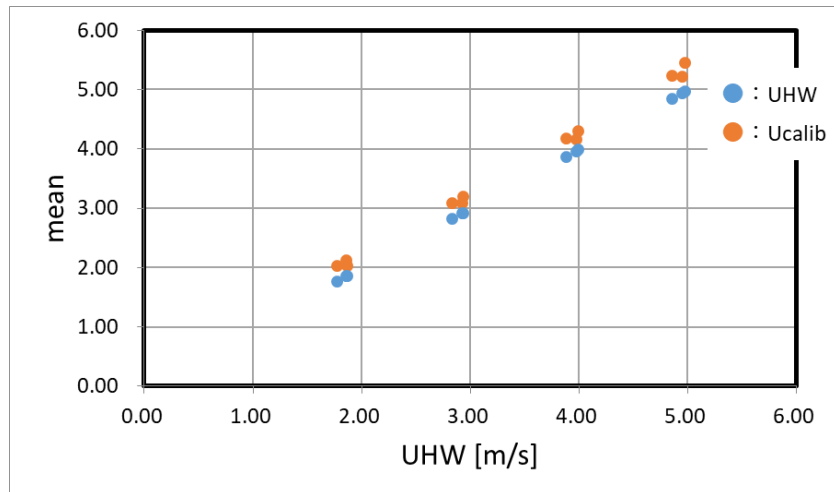
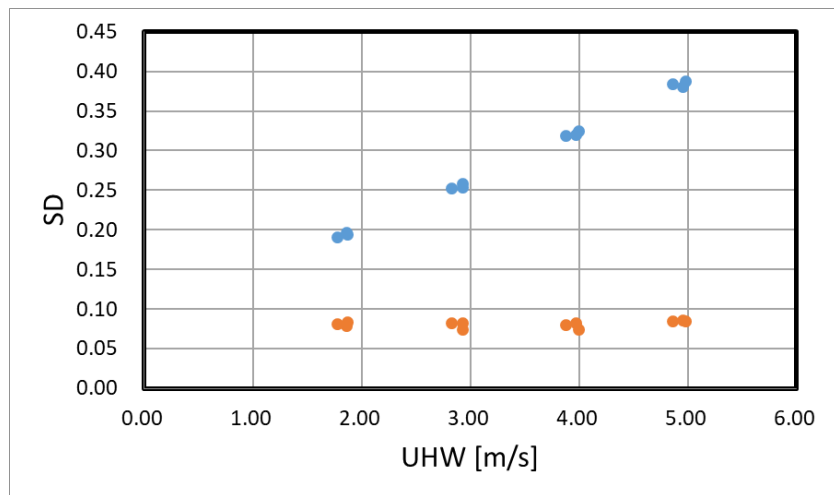


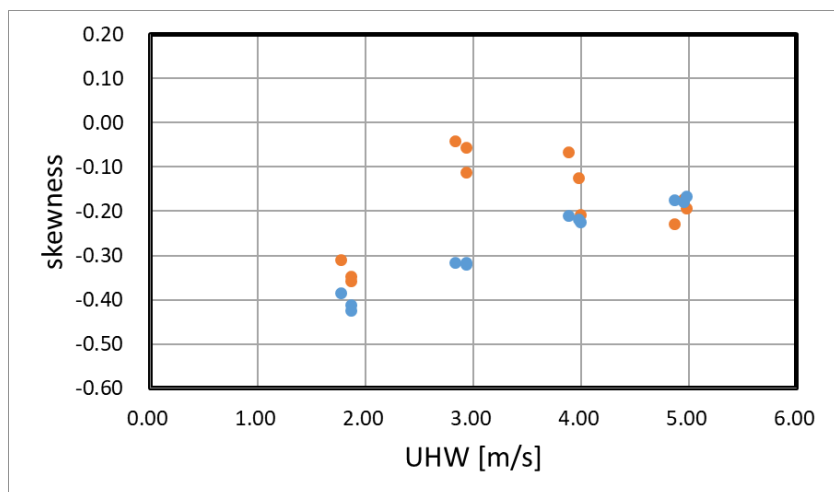
Figure 22 変動成分のパワースペクトル (channel 数 N=1、sensorNo.12)



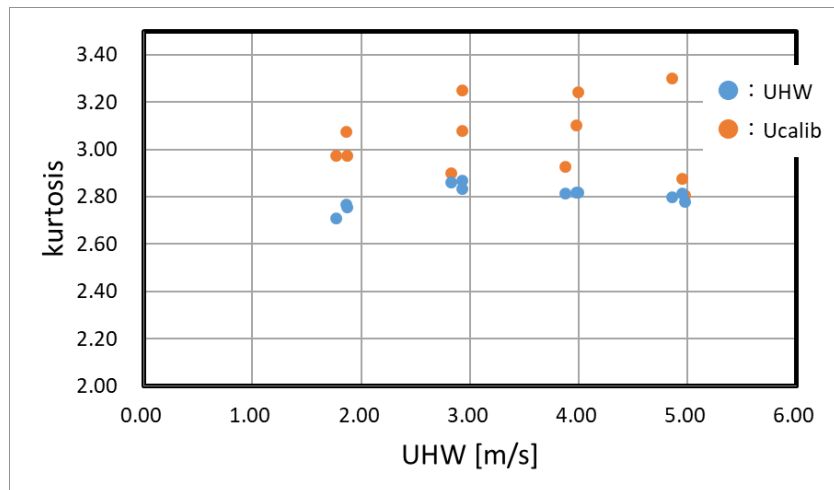
(a)mean



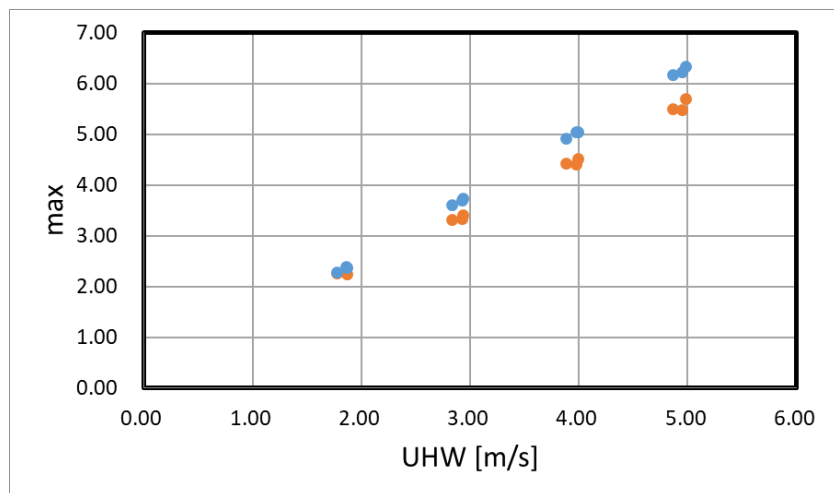
(b)SD



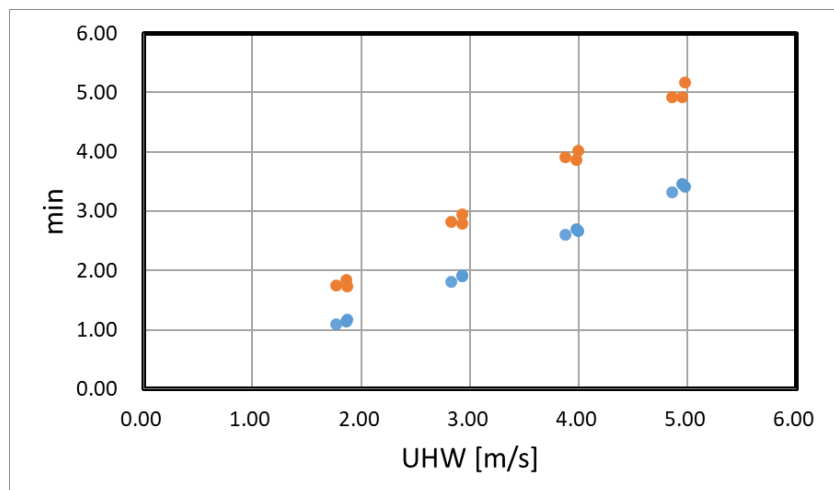
(c)skewness



(d)kurtosis

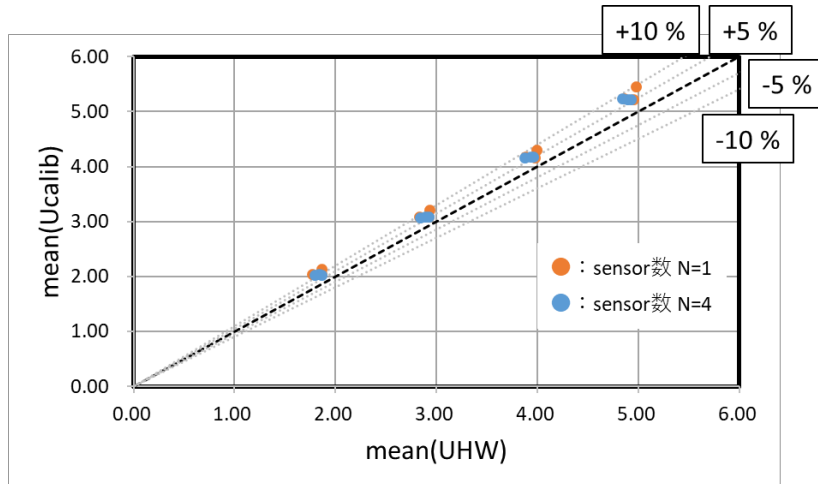


(e)max

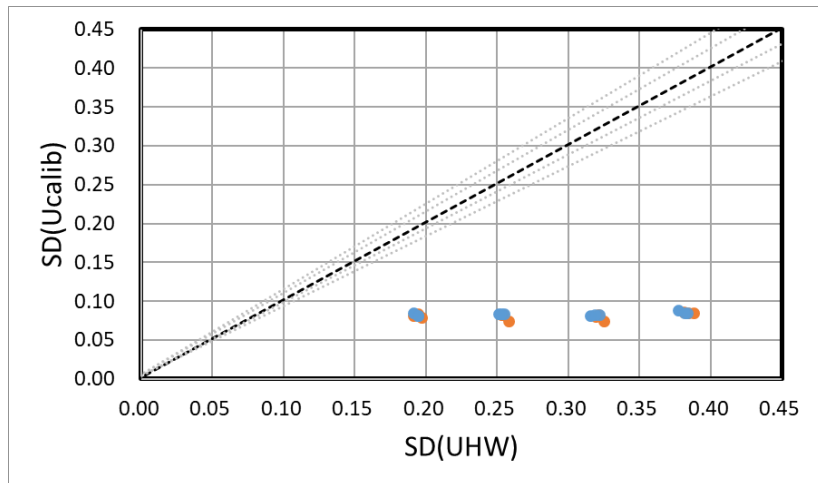


(f)min

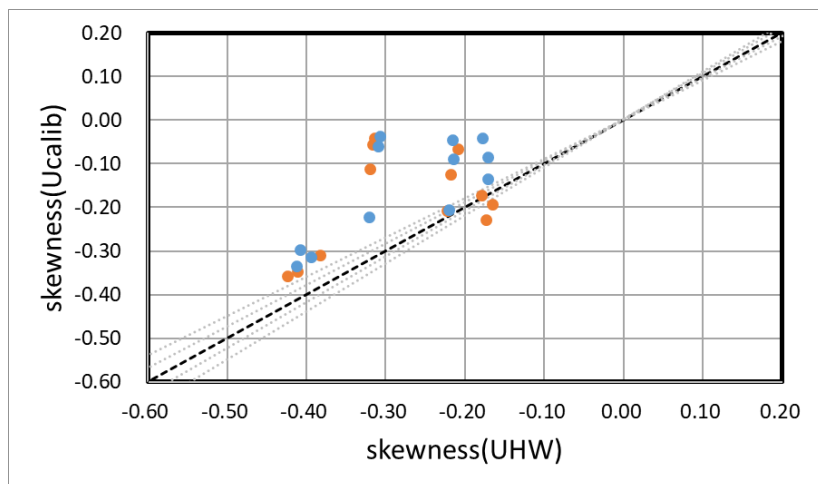
Figure 23 参照風速 (U_{HW}) と各風速計で得られた各種統計値の関係 (channel 数 $N=1$ 、sensorNo.12) (a)mean, (b)SD, (c)skewness, (d)kurtosis, (e)max, (f)min



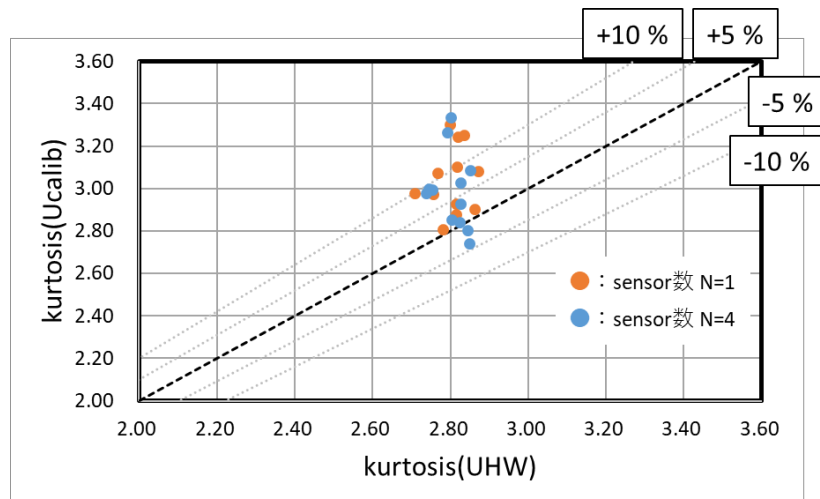
(a)mean



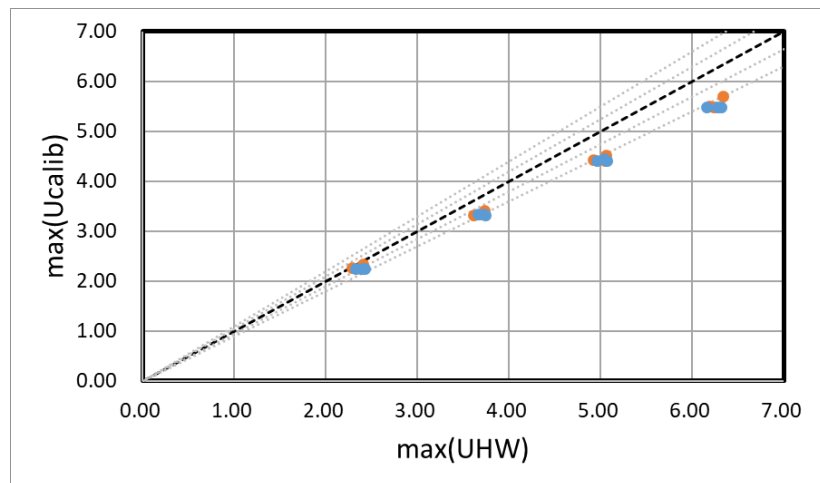
(b)SD



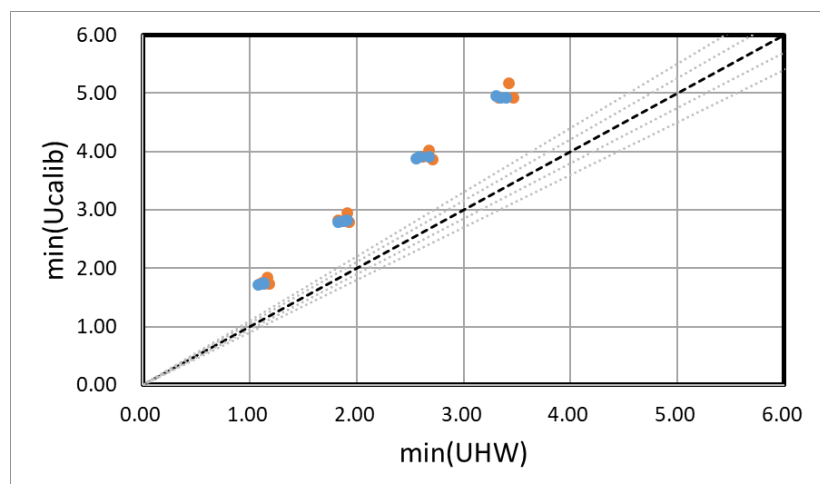
(c)skewness



(d)kurtosis



(e)max



(f)min

Figure 24 熱線流速計実測値 (U_{HW}) における各種統計値と小型サーミスタ風速計較正值 (U_{calib}) における各種統計値の関係 (channel 数 $N=1, 4$ 、sensorNo.12) (a)mean, (b)SD, (c)skewness, (d)kurtosis, (e)max, (f)min

3.3 人工ニューラルネットワーク（ANN）の結果および考察

3.3.1 ハイパーパラメータの検討

ANN において、隠れ層の形状（層数・次元）、エポック数、トレーニングデータ数を決定するために、Table 4 に示すような 12 個のモデルで検討を行った。モデルの名前は、“各層のノード数（次元）×層数”で表されており、モデル 3x1、3x3 以外の 10 個のモデルにおいて 2000、10000 エポックの 2 種の結果を得た。また、トレーニングデータは、450 個の統計値のセットから 100 セットをランダムに選択することとした。層数と次元については 0、エポック数については 3.3.1.2、トレーニングデータ数については 3.3.1.3 に示す。

上記の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。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (m_{HW} - m_P)^2} \quad (3-4)$$

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 ：データ数である。ただし式(3-4)は、推定した 4 つの統計値に対して RMSE を定義しているため、絶対値の大きな統計値の誤差がより強く反映されるようになっている。

Table 4 ANN モデルの層数と次元

Model 名	Layer 数	Dimension	Epoch 数
3x1	1	[3]	2000
6x1		[6]	2000, 10000
12x1		[12]	2000, 10000
24x1		[24]	2000, 10000
3x3	3	[3 3 3]	2000
6x3		[6 6 6]	2000, 10000
12x3		[12 12 12]	2000, 10000
24x3		[24 24 24]	2000, 10000
3x5	5	[3 3 3 3 3]	2000, 10000
6x5		[6 6 6 6 6]	2000, 10000
12x5		[12 12 12 12 12]	2000, 10000
24x5		[24 24 24 24 24]	2000, 10000

3.3.1.1 層と次元

Figure 25 に各モデルのトレーニングデータとテストデータの RMSE を示す。同じ層数のモデル 3x1、6x1、12x1、24x1 を比較すると、次元が大きくなるほど RMSE は減少する傾向が見受けられる。この傾向は他の層数においても同様である。また、エポック数を増やしても RMSE は小さくなる。特に、モデル 3x5、6x5 においては 2000 エポックから 10000 エポックに増やしたことで RMSE は大幅に減少している。RMSE が小さければ小さいほど学習が十分であることを表すため、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。次にトレーニングデータとテストデータを比べると、その差はモデル 6x5 が最も小さくなっており、その他のモデルでは一定の差が生じている。トレーニングデータとテストデータの差があると、それは学習が過剰であることを指すため、その差は小さい方が望ましい。よって、設定された層数・次元、エポック数の中では、学習不足でもなく過学習でもないモデル 6x5 の 10000 エポックが本 ANN において最適である。

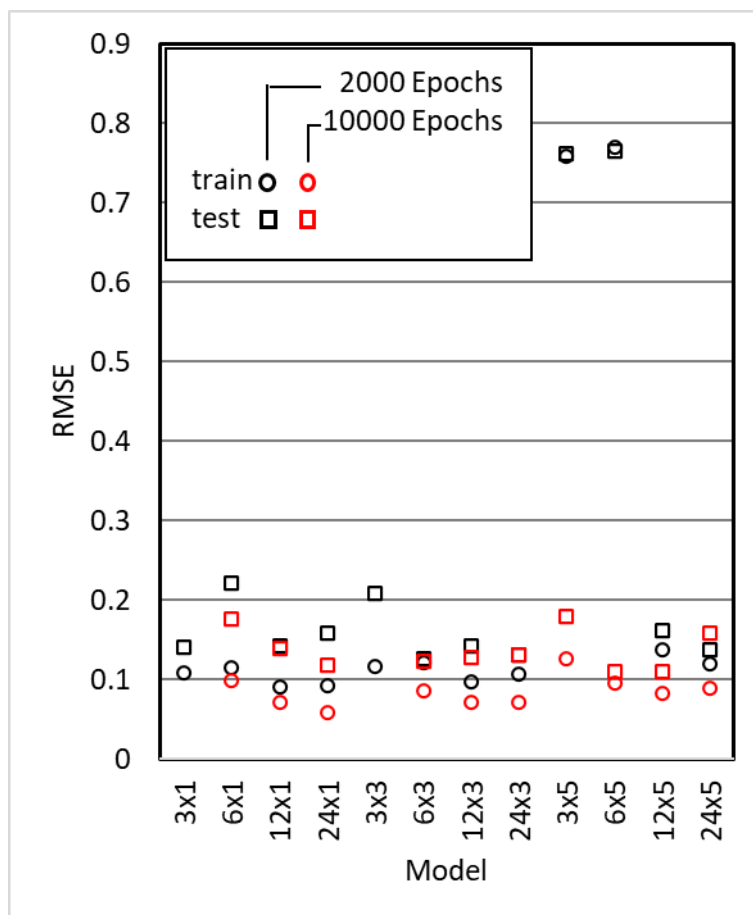


Figure 25 モデルごとの RMSE

3.3.1.2 エポック数

続いて、Figure 26 にモデル 6x5 におけるエポック数と RMSE の関係を示す。エポック数の増加とともに、トレーニングデータとテストデータの RMSE は減少し、エポック数 15000 で一定となる。エポック数を増やすとモデルがデータに適応するのにかかる時間は長くなり、さらに過学習のリスクも増大する。過学習については、トレーニングデータとテストデータの差がわずかに開いていっていることからわかる。そこで本研究では、精度とトレーニング時間のバランスを考慮して、エポック数は 10000 と設定された。

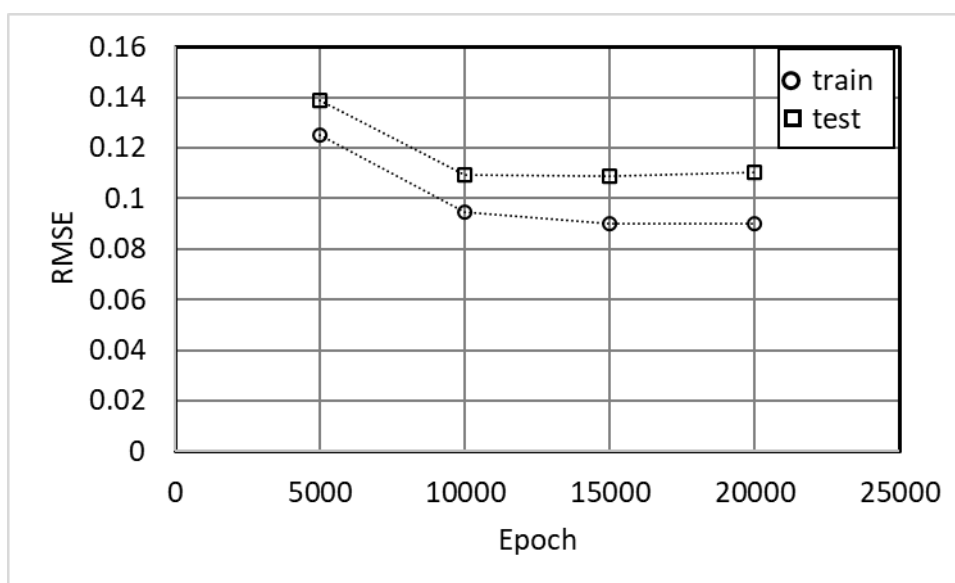


Figure 26 モデル 6x5 におけるエポック数と RMSE の関係

3.3.1.3 トレーニングデータ数

次に、Figure 27 にモデル 6x5 (10000 エポック) におけるトレーニングデータ率と RMSE の関係を示す。トレーニングデータは 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、残りのデータがテストデータとして使用された。トレーニングデータ率が増加すると、RMSE は小さくなり、トレーニングデータとテストデータの RMSE の差も小さくなる。そこで本研究では、トレーニングデータ数は 100 セット (22 %) と設定された。

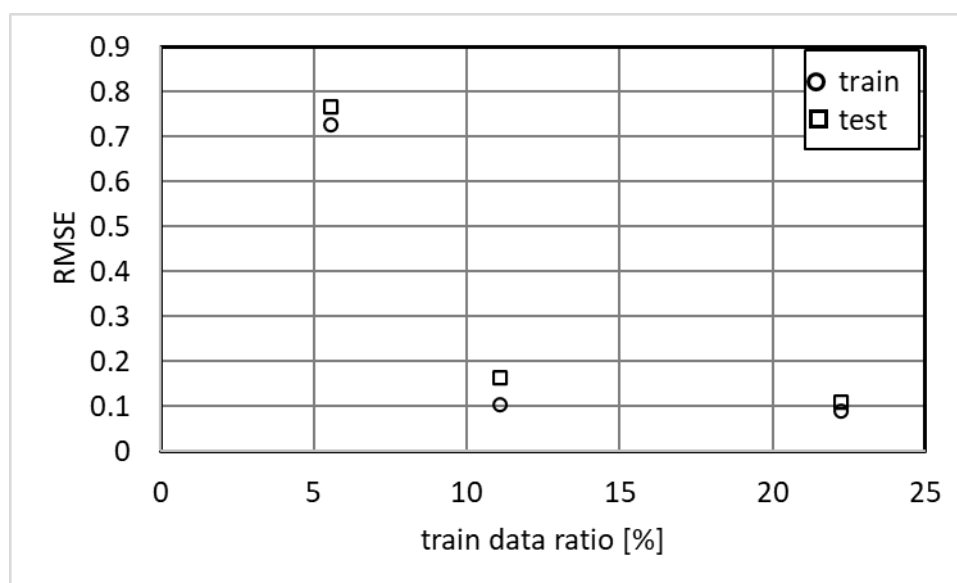


Figure 27 モデル 6x5（10000 エポック）におけるトレーニングデータと RMSE の関係

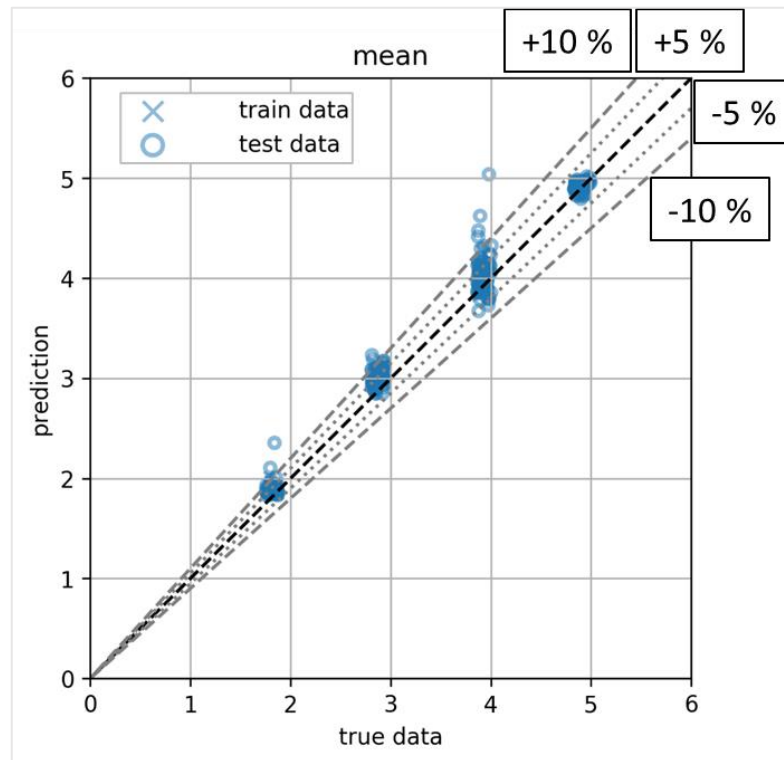
3.3.2 推定値

前項で得られた結果から、モデルは **6x5** を使用し、エポック数は **10000**、トレーニングデータ数は **100** セット（全データの内 **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 28** に示す。ここで、**ANN** はトレーニングデータからランダムに選択されたミニバッチデータに基づいて学習されるため、最大エポックで損失関数 L が最小になるとは限らず、損失関数 L で表される学習曲線は変動しながら減少していく。そのため、最適化されたパラメータのセット ($\mathbf{W}$, $\mathbf{b}$) は、損失関数 L が最小となったエポック数のものが選択された。

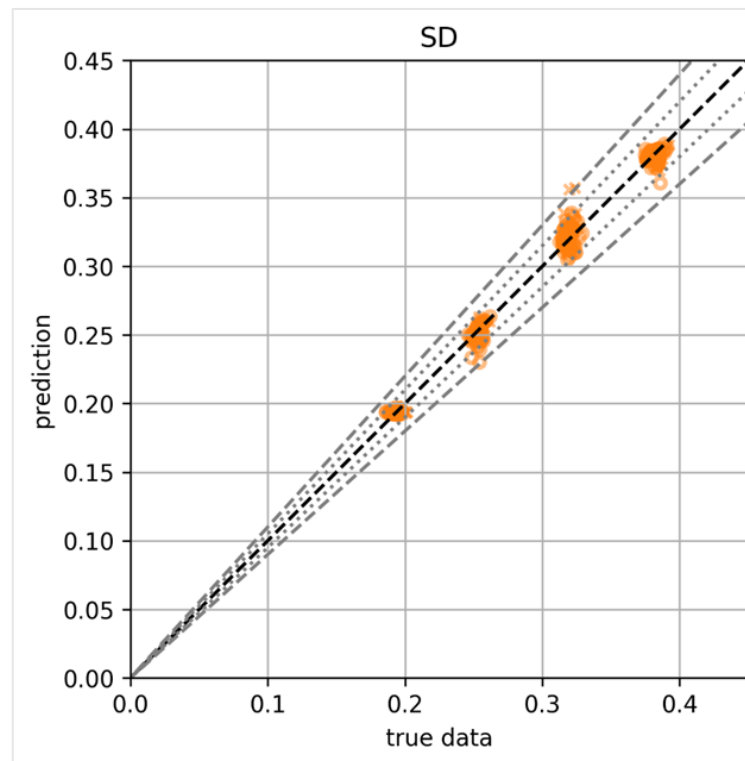
Figure 28 と **Figure 24** を比較すると、**ANN** を用いたことによって統計量全体で精度は大幅に向上した。平均 **mean** について、一部の風速で見られる多少の外れ値を除くと、全体を通して $\pm 10 \%$ 以内の精度が確認された。標準偏差 **SD** について、**Figure 24** では一定値を示し、小型サーミスタ風速計は乱れを取得できないと示唆されていたものの、**Figure 28** では **ANN** を用いたことによって精度良く推定できたことがわかる。また、**SD** の精度の向上に伴って、歪度 **skewness**、尖度 **kurtosis** の精度も大幅に向上した。**Figure 24** では大きくばらついていたこれらの値が、**Figure 28** 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。

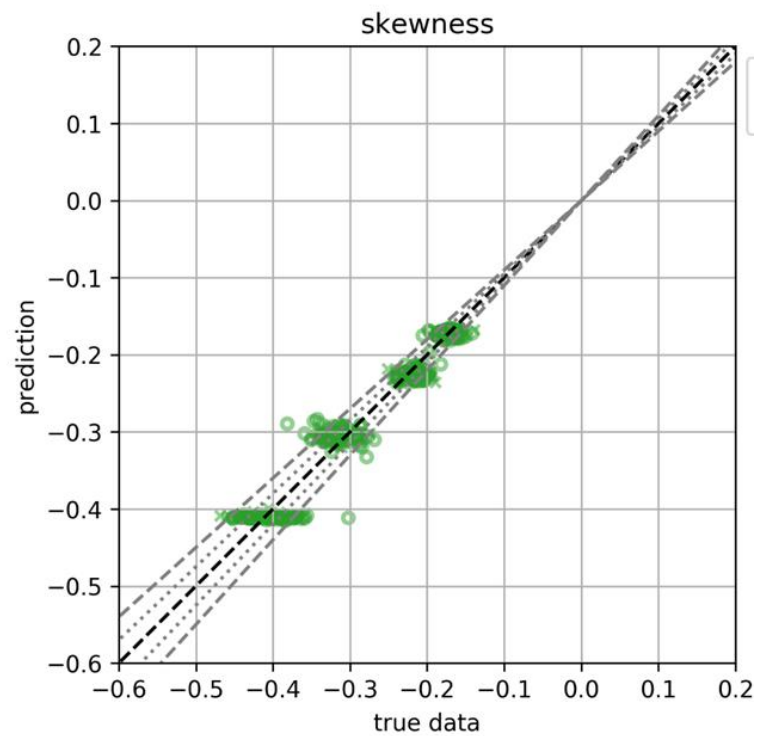
これらの結果より、小型サーミスタ風速計の測定で得られた高次統計量から、**ANN** を用いることで一定の精度で高次統計量を推定できることがわかった。**ANN** はトレーニングデータと教師データに少しでも相関があれば推定値を導き出すことができるため、このように小型サーミスタ風速計の精度向上という観点でも使用することができる。本研究においては、推定値はそれぞれ平均、標準偏差、歪度、尖度といった高次統計量にとどまったものの、他にも風速確率密度分布の形状や、最大・最小風速といった低頻度発生風速の推定[19]等にも応用することが可能であると考えられる。そのため、計測手法としては便利なものの、その精度に難があった小型サーミスタ風速計であるが、**ANN** を併用することによって、その可能性の更なる広がりを感じることができた。



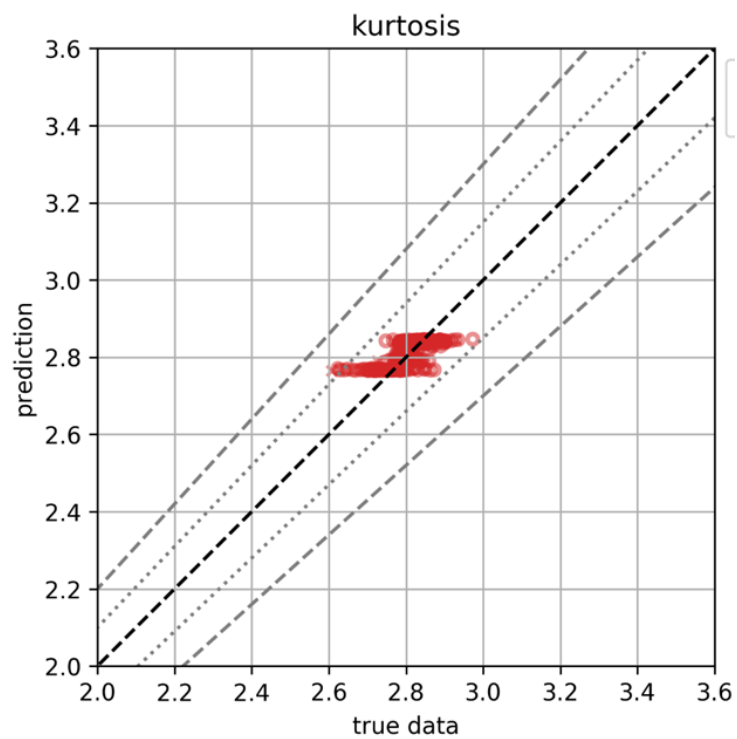
(a)mean



(b)SD



(c)skewness



(d)kurtosis

Figure 28 熱線流速計実測値（true data）における各種統計値と小型サーミスタ風速計推定値（prediction）における各種統計値の関係(a)mean, (b)SD, (c)skewness, (d)kurtosis

第4章 結言

本研究では、小型サーミスタ風速計を用いて高次統計量（平均、標準偏差、歪度、尖度）を取得することを目的に、小型サーミスタ風速計の較正実験、較正された小型サーミスタ風速計による各統計値の測定、得られた統計値から人工ニューラルネットワーク（ANN）を用いた高精度の統計値の推定を行った。以下に、各章のまとめおよび得られた知見を示す。

第 1 章では、研究背景と目的、本論文の構成について述べた。

第 2 章では、実験装置および実験条件、ANN モデルの概要について述べた。

第 3 章 3.1 では、15 個の小型サーミスタ風速計の較正実験の結果について述べた。15 個の内、本較正結果が利用可能なセンサを選出した。また、得られた較正直線は弱風域（0 m/s～1 m/s）においては適用できないことを示した。

第 3 章 3.2 では、利用可能な小型サーミスタ風速計の各統計値の測定結果について述べた。小型サーミスタ風速計は、平均風速は取得できるものの、細かな乱流変動を捉えることはできず、標準偏差、歪度、尖度においては精度が著しく劣ってしまうことを示した。また、使用するセンサ数によって測定結果は変化しないことを示した。

第 3 章 3.3 3.3.1 では、小型サーミスタ風速計で得られた精度の低い統計値から精度の高い統計値を推定するために、ANN モデルの最適な設定を示した。精度とトレーニング時間のバランスを考慮すると、隠れ層は[6 6 6 6 6]の 6x5 モデルとし、エポック数は 10000、トレーニングデータ数は 100 セット（全データの内 22 %）と決定した。

第 3 章 3.3 3.3.2 では、得られた設定下の ANN モデルを用いて統計値を推定し、その精度は大幅に向上することが示された。一方で、過学習が原因と思われる少数のテストデータの外れ値が見られたため、ANN モデル改善の余地は残されていると考えられた。

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。しかし本研究の結果から、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ることがわかった。今後の展望としては、高次統計量だけでなく、風環境問題において重要視さ

れる強風や弱風といった低頻度発生風速の推定にも、小型サーミスタ風速計と ANN モデルの活用が期待される。

【引用文献】

- [1] “東京都環境影響評価条例,” 1980.
- [2] “東京都総合設計制度,” 1988.
- [3] 野口和俊, “裁判に見る環境問題,” *日本風工学会誌*, 第 99, pp. 27-31, 2004.
- [4] 木梨智子ほか, “市街地風環境の予測・評価技術,” *大林組技術研究所報*, 第 69, 2005.
- [5] 中村修, “ビル風と規制,” *日本風工学会誌*, 第 142, pp. 17-22, 2015.
- [6] ヒートアイランド対策推進会議, “ヒートアイランド対策大綱,” 2013.
- [7] 中川清隆, “わが国における都市ヒートアイランド形成要因, とくに都市ヒートアイランド強度形成要因に関する研究の動向,” *地学会誌*, 第 120, pp. 255-284, 2011.
- [8] 日本機械学会, 著: *流体計測法<改訂版>*, 2022, p. 69.
- [9] 勝田高司ほか, “建物周辺気流に関する風洞実験の測定器, 模型寸法, 及び再現性について, 建物周辺気流に関する実験的研究 (VI),” *建築学会論文報告集*, 第 232, 1975.
- [10] N.J.Cook., “Calibration and Use of Hot-Wire Probe for Highly Turbulent and Reversing Flows,” *Journal of Industrial Aerodynamics*, 第 3, 1976.
- [11] 溝田武人, “角柱まわりの流れ,” *構造物の耐風性に関する第 4 回シンポジウム*, 1976.
- [12] 小峯裕三ほか, “Sheild Parallel-array Probe の性能について, 熱線風速計による三次元的な風向・風速の測定,” *建築学会関東支部研究報告集*, 1977.
- [13] 岩佐義輝ほか, “風洞実験における風速変動量の測定に関する研究—高応答特性を有するサーミスター風速計を用いた場合—,” *日本建築学会論文報告集*, 第 280, 1979.
- [14] 作田美知子ほか, “多点風速計の周波数応答補正による瞬間風速評価,” *三井住友建設技術研究開発報告*, 第 13, pp. 119-122, 2015.
- [15] Z.Ti, “Wake modeling of wind turbines using machine learning,” *Appl. Energy.*, 第 257, 2020.

- [16] Q.Zhou, “Influence of data preprocessing on neural network performance for reproducing CFD simulations of non-isothermal indoor airflow distribution,” *Energy Build.*, 第 230, 2021.
- [17] Q.Zhou, “Comparison of different deep neural network architectures for isothermal indoor airflow prediction,” *Build. Simul.*, 第 13, 2020.
- [18] F.Bre, “Prediction of wind pressure coefficients on building surfaces using artificial neural networks,” *Energy Build.*, 第 158, 2018.
- [19] Y. Li, “Prediction low-occurrence wind speed at the pedestrian levels of simplified arrays: Artificial neural network models versus statistical methods,” Faculty of Engineering Sciences, Kyushu University, Japan, 2023.
- [20] R.Li, “Transfer learning strategy for data-driven correction of wind measurement around buildings using cup anemometers,” *Build. Environ.*, 第 241, 2023.
- [21] 日野幹雄, 著: *流体力学*, 朝倉書店, 1992, p. 323.
- [22] 岡野製作所, “L 型ピトー管” .
- [23] 日本カノマックス株式会社, “熱線流速計プローブ 取扱説明書” .
- [24] 飯田明由, “熱線流速計による乱流計測,” 2002.
- [25] D.E.Rumelhart, “Learning representations by back-propagating errors,” *Nature*, 第 323, pp. 533-536, 1986.
- [26] X.Glorot, “Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks,” *JMLR Workshop and Conference Proceedings*, pp. 249-256, 2010.
- [27] 平野征将ほか, “小型サーミスタ風速計による風洞実験での歩行者空間の瞬間風速評価,” *風工学研究論文集*, 第 26, pp. 139-147, 2020.
- [28] 義江龍一郎ほか, “日最大瞬間風速の超過確率に基づく風環境評価に用いるガストファクターの提案,” *日本風工学会論文集*, 第 2, pp. 29-39, 2014.
- [29] 江頭直樹, “都市キャノピー内建物を対象とした通風換気時の室内気流性状,” 九州大学総合理工学府修士論文, 2021.
- [30] 香月倫, “二次元計測に基づく平板せん断乱流の速度統計量定式化,” 九州大学総合理工学府修士論文, 2021.

【謝辞】

本研究を遂行するにあたりお世話になった方々へ、この場を借りて御礼申し上げます。

谷本潤教授には、研究に関する専門知識のみならず、多くの貴重なお話を拝聴でき、かけがえのない経験となりました。心から感謝申し上げます。

萩島理教授には、研究、講義、そして日常生活に至るまで沢山の相談に乗っていただきました。また、私が不調のとき、お忙しい時間の合間を縫って私の自宅まで様子を窺いに来てくださりました。その節の感謝とともに、ここに厚く御礼申し上げます。

池谷直樹教授には、非常に長い時間を私に割いていただきました。私が精神的に不調で通学することができなかったとき、学外でお会いして相談に乗っていただきました。また復学した後も、研究活動から日常生活まで多大なるご支援をいただき、懇切丁寧なご指導を賜りました。心より感謝申し上げます。

秘書の吉鶴真理子さんには、諸事務手続きのサポートにとどまらず、私の健康面のお気遣いまでしていただきました。誠に御礼申し上げます。

同研究室所属の **Wang Wei** 助教、司沢華先輩、真光俊樹先輩、**Azhar Zaniol** 先輩、**Sharma Gopal** 先輩、**Haitham Osman** 先輩、末吉郁先輩、内海忍くん、真鍋順也くん、瀬田航己くん、猪毛尾賢亮くん、松田浩平くん、山田尚樹くん、楊廷君くん、新井寛隆くん、山田琳央さん、南雪希さん、近藤龍哉くん、**Gao Yishuai** くん、三重野翔くん、角野克真くんには、研究活動はもちろんのこと、充実した学生生活を送る上で沢山のサポートをいただきました。誠にありがとうございました。

昨年度同研究室をご卒業された元同期の沖田航貴くん、西村樹くん、真坂順也くん、渡邊駿くんには、ご卒業された後も日常生活や研究活動において私を精神的に支えてくださり、大変お世話になりました。誠にありがとうございました。

林優里さん、清水淳史くんには、日常生活において私を精神的に支えてくださり、大変お世話になりました。誠にありがとうございました。

最後に、これまでの長きにわたる学生生活を、何不自由なきよう経済的にも精神的にも支えてくださった両親に、深く感謝の意を表したいと思います。

皆様、誠にありがとうございました。

令和 6 年 2 月 6 日

九州大学大学院 総合理工学府

機械システム理工学メジャー

都市環境科学研究室

阿部一真