

# 天気を用いた気象台の測定値との差に基づく微気象予測手法

## Predicting Microclimate Based on Difference from Meteorological Observatory

### Using Weather Classification

西川 弦輝<sup>†</sup>      吉廣 卓哉<sup>‡\*</sup>  
Genki Nishikawa      Takuya Yoshihiro

## 1. はじめに

微気象とは地表面近くの狭い領域の気象を表す。圃場における微気象の観測値を用いた栽培管理は農作業の自動化や作物の生産量の増加に寄与する。また、街中の微気象は熱中症など人々の健康に大きな影響を与える。これらの背景から、温度や湿度などの微気象を把握することが求められている。微気象は周辺環境の影響により地点間で大きく異なる場合がある [1]。したがって、微気象を測定するためには各観測地点にセンサを設置する必要がある。しかしながら、地表面の多数の場所に常にセンサを設置することはコストや手間がかかり現実的ではないため、微気象を予測する手法が提案されている。

植山の手法 [2] では、標高や傾斜といった周辺の地形因子が微気象に与える影響を機械学習し、地図上の地形因子の情報を用いて微気象を予測する。しかしながら、微気象に影響を与える要素は地面や建物の形状・材質や色、人工排熱、植生など、多岐にわたるため、地理的に十分に小さい粒度で微気象を予測するための学習データを得ることは難しい。その解決法として、熊谷らは、一定期間測定した予測地点の微気象と近隣の気象台の測定値の差分を用いて予測地点の微気象を予測する手法を提案した。[3] しかし、この手法は気象台の測定値に時間帯毎の差分の平均を加算する単純な方法であり、予測精度が不十分である。

予測地点の微気象と近隣の気象台の測定値の差分の大きさは天気に依存すると考えられる。例を挙げると、アスファルトで舗装された道路の上における気温と芝生に囲まれた気象台における気温の差は、日光の照度に依存すると考えられる。したがって、我々は、微気象の予測精度を向上させる要因として天気に着目した。本研究では、予測精度を向上させることを目的とし、天気の日を分類して天気毎に予測する手法を提案する。

以降の本論文の構成を以下に示す。第 2 章で関連研究について述べ、第 3 章で本論文の提案手法および本論文で用いたデータについて説明する。第 4 章では提案手法で微気象を予測した結果について述べ、第 5 章には結論を示す。

## 2. 関連研究

### 2.1 機械学習を用いた微気象予測手法

鈴木らは、過去に予測地点で測定された予測対象の気象データと、同時に周辺の観測所で測定された複数の気象(気温, 湿度, 気圧, 風速) データの組を入力データとして、RNN(Recurrent Neural Network)を用いた機械学習を行う微気象予測手法を提案した [4]。この手法は異なる地点における実測値間の関係に基づく予測手法であるため、局所的な環境の影響が予測値に反映されている。しかしながら、正確に予測するためには多数の学習データが必要であるため、予測地点における長期間の気象観測が予め必要である。したがって、本研究は観測地点において欠損が生じた際の予測を主な対象としており、微気象を把握するための予測には向いていない。

### 2.2 地形因子を用いた微気象予測手法

植山らは、地形因子の影響を学習することによる微気象の予測手法を提案した [2]。この手法は、山地や農地を主な対象として、10メートルメッシュの各メッシュにおける日平均気温・日最高気温・最低気温を、地形因子に基づいて予測する。本手法では、環境センサを一部のメッシュに設置し、それら観測メッシュの計測値と最寄りのアメダス観測地点の計測値の差を求める。各観測メッシュの地形因子を説明変数、差を目的変数として、ステップワイズ重回帰分析により、適用する地形因子が気温に及ぼす影響を推定し、その結果を用いて全メッシュの気温を予測する。評価として、果樹園を対象に 22 地点にセンサを設置し、他の全メッシュの日平均気温、日最高気温、及び日最低気温を求めた。その結果、全地点の平均 RMSE (Root Mean Square Error) は平均気温 0.8°C、最高気温 1.4°C、最低気温 1.2°C であった。本結果は、気象庁のポイント予報の測定誤差 (RMSE) が 1.5°C であることを考慮すると誤差はやや大きいと評価されている。

しかし、本手法は山地や農地を対象としているため、建物等の微気象に大きく影響を与える構造物を考慮することが困難であることから、本論文が対象とするような都市部における微気象の推定には向いていない。

<sup>†</sup> 和歌山大学大学院 システム工学研究科

<sup>‡</sup> 和歌山大学 システム工学部

\* JST さきがけ

### 2.3 計測値の差分に基づく微気象予測手法

熊谷らは、予測地点における過去一定期間の微気象の測定値を取得しておき、近隣の気象台の測定値との差分を時間帯毎に求めることにより、予測地点の微気象を予測する手法を提案した [3]。本手法では、予測したい日時の微気象を、その時刻の気象台の測定値から同じ時間帯の差分を差し引くことで予測する。本手法では、予測地点に一定期間センサを設置しておけば、センサ撤去後もその地点の微気象を予測して得ることができる。しかし、気象台との差は天気や周辺環境によって異なるにも関わらず、本手法ではそれらを考慮せず、同じ時間帯における差分を差し引くため、精度を向上できる余地がある。

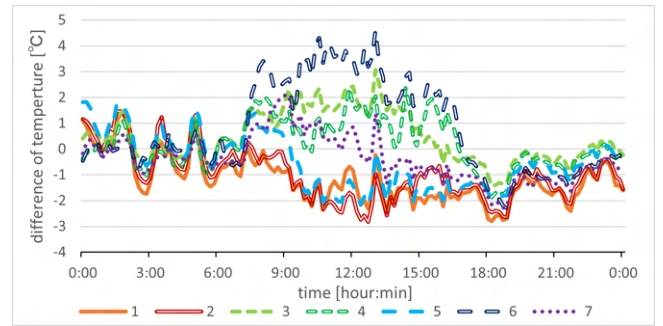
## 3. 提案手法

### 3.1 提案手法の概要

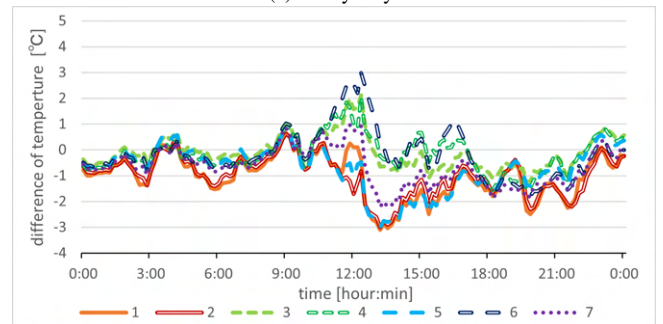
本研究では、熊谷らの手法 [3] を拡張することにより、より高精度な微気象推定手法を提案する。本研究では、実測データを観察したところ、最寄りの気象台の測定値と予測地点に設置したセンサの測定値の差は、天気によって傾向が異なることに着目した。図 1 に和歌山市の気象台の測定値と和歌山大学周辺のセンサ測定値の差を示す。図 1(a) は晴天の日であり、日が昇り気温の上昇に伴って差も大きくなるのがわかる。これは、気象台の測定値は日照の影響を受けにくい一方で、予測地点の微気象は地表に近い位置の気温であるため日照の影響を受けやすいことが原因と考えられる。一方、(c) は雨天の日であり、日照量が少ないために気象台との気温差も押さえられている。また、(b) は曇天の日であり、気温差は晴天と雨天の中間程度であることがわかる。(d) は午前中が雨天、午後が晴天の日である。午前中には小さい気温差が、正午の少し後に急増していることがわかる。和歌山気象台の測定値によると、天気が晴天に変わった時刻は正午あたりであることから、最寄りの気象台の測定値と予測地点に設置したセンサの測定値の差は、天気に敏感に反応すると考えられる。上記の観察より、提案手法では瞬間毎に天気を分類し、天気の分類毎に気象台と予測地点の差をとることで、より精度の高い微気象予測手法を提案する。

### 3.2 天気の分類

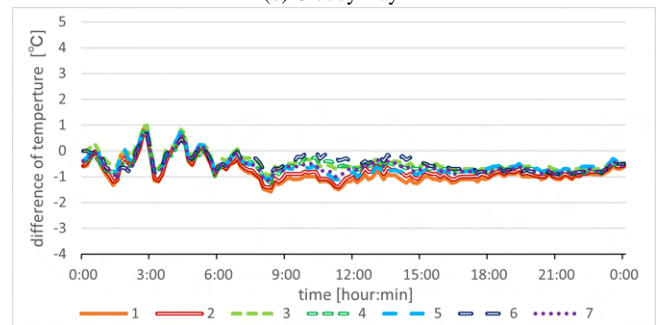
天気は、予測地点の最寄りの気象台で測定された日照の強さに基づき、晴天、曇天、雨天の 3 種類に分類する。前節で述べたとおり、予測地点と気象台の気温差には各時刻の天気が反映される。また、晴天時であっても、多少の雲により、照度は一時的に低下する場合がある。したがって、時刻  $t$  における天気は、時刻  $t$  における照度を  $I_t$  として、時刻  $t$  の  $P$  時間前から時刻  $t$  までに測定された照度の平均値  $L_t = \frac{\sum_{k \in [t-P, t]} I_k}{P}$  を特徴量として分類する。ここで、本研究では  $P$  とした。夜間は日照がないため、日の出



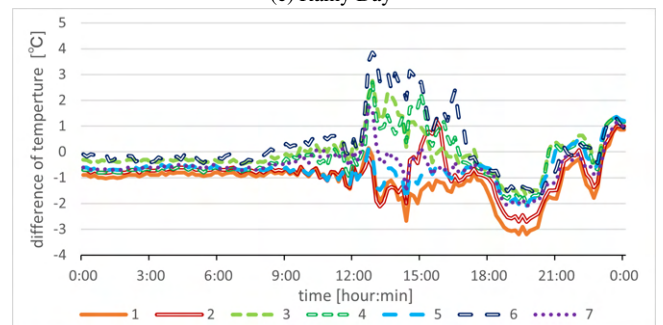
(a) Sunny Day



(b) Cloudy Day



(c) Rainy Day



(d) Rainy then Sunny Day

図 1: Differences in Measurements According to Weather

時刻の 1 時間後から日の入り時刻までの時間帯を上記の特徴量で分類し、日の入り時刻の直後から日の出時刻の 1 時間後の直前までの時間帯は、日の入り時刻の特徴量で分類する。その上で、以下の条件に基づいて日进行分类する。なお、 $T_1, T_2$  は天気を分類するしきい値であり、気候や季節の影響を考慮して予め設定する定数である。

晴天:  $L_t^{inc} \geq T_1$ .

曇天:  $T_1 > L_t^{inc} \geq T_2$ .

雨天:  $T_2 > L_t^{inc}$ .

### 3.3 微気象の予測

提案手法では、予測地点に一定期間だけセンサを設置して学習データを取得し、これを撤去した後の任意の予測時刻における測定値を予測する。学習データに含まれる各時刻は、晴天、曇天、雨天の3クラスのうち一つに分類される。クラス  $X$  に分類された時刻  $t$  の集合を  $Time_X$  で表す。ある時刻  $t \in Time_X$  の、予測地点  $p$  の測定値を  $v_p^t$  で表す。このとき、時刻  $t$  における気象台と予測地点  $p$  の平均差分  $S_{p,X}^t$  を次のように求める。ここで  $V^t$  は時刻  $t$  における気象台の測定値、 $|Time_X|$  は  $Time_X$  に含まれる時刻  $t$  の数を表す。また、本研究ではセンサは周期的に測定するため、時刻  $t$  は離散的な値としている。

$$S_{p,X}^t = \frac{\sum_{t \in Time_X} (v_p^t - V^t)}{|Time_X|}. \quad (1)$$

この値を用いて、予測地点における未知の測定値を予測する。予測する時刻を  $t'$  とすると、気象台の計測値  $V^{t'}$  が得たうえで、予測値  $e_p^{t'}$  は次の式で表される。

$$e_p^{t'} = V^{t'} + S_{p,X}^{t'}. \quad (2)$$

## 4. 結果

### 4.1 評価方法

天気による分類を行わない既存手法 [3] と提案手法の予測精度を比較することで評価を行った。本評価で予測する微気象測定値は、農業や熱中症など、人々に与える影響が大きい気温とし、評価指標として、予測結果の二乗平均平方根誤差 (RMSE) を用いた。予測地点として、和歌山大学北1号館周辺の7地点にオムロンの環境センサ [5] を設置し、2021年2月4日0時10分から2021年4月5日24時00分の62日間における気温を測定した。予測地点は図2の1~7の数字で示した。環境センサが日光により直接温められることや風雨により直接冷やされることを避けるために、環境センサは自然通風シェルター内に収納した。また、気象庁のガイドブック [6] によると、気象観測においては、環境センサに対する地面からの放射熱の影響を避けるために、気温の計測機器は地上1.5mの高さに設置する。これは微気象の測定ガイドではないが、気温の測定には必要なことと判断して、我々も測定装置を地上1.5mの高さに設置した。具体的には、カメラ用の3脚を使用し、カメラの設置部分に環境センサを収納した自然通風シェルターを取り付けた装置を作成した。作成した装置を図3に示す。

作成した計測装置を予測地点に設置し、気温を含む気象データを1分間隔で計測した。環境センサの計測間隔は1分であるものの、予測地点の計測値には測定誤差と考えられる細かい変動が散見されたため、1分間隔で計測した値に移動平均処理を加えた値を予測地点における計測値として使用する。移動平均処理の時間範囲は、誤差ではない計測値の変動の平均化を避けるために、十分に短いことが好

ましい。気象台の気温計測間隔が10分であり、約10分の移動平均であれば計測誤差を吸収できていると考えられたため、前後4分の合計9分の範囲で移動平均をとることとした。予測地点を和歌山大学北1号館周辺に設けたため、気象台の計測値には和歌山大学の最寄りの気象台である和歌山気象台における計測値を使用した。

また、天気を分類するための照度には、予測地点の最寄りの気象台で測定された値を用いることを想定しているが、和歌山気象台では照度が測定されていない。したがって、天気を分類するための照度には、予測地点に設置したオムロンの環境センサ [5] で測定した日照を使用した。センサは自然通風シェルター内に収納されているものの、使用した自然通風シェルターは日光を完全には遮蔽できないため、照度の比較により天気を分類することは可能である。センサが建物などの日陰となる場合、測定される照度が非常に小さくなり、天気の分類は困難である。したがって、7地点に設置したセンサで測定された日照のうち、照度が最大の地点における測定値を天気の分類に用いた。

予測する日の気温を予測に用いることを避けるために、1日を単位として、ひとつ抜き交差検証を行った。具体的には、測定期間のうち、各1日を予測日とし、他の61日における予測地点の測定値と近隣気象台の測定値から、予測日における予測地点の気温を予測した。

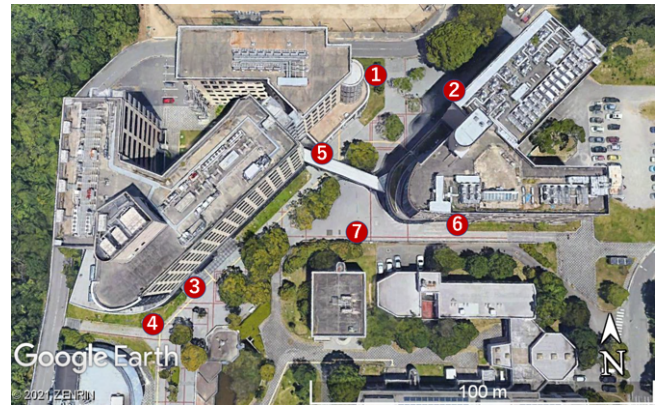


図2: Observed Points ( Source: Google Earth )

### 4.2 評価結果

提案手法と既存手法により求めた予測地点毎の予測値のRMSE、および全予測地点のRMSEの平均値を表1に示す。また、0時10分から24時00分の各時間帯における予測値のRMSEをグラフとして図4に示す。表1より、提案手法による予測値のRMSEは既存手法による予測値のRMSEと比較して、平均で0.076(約8.24%)減少したことがわかる。また、図4より、時間帯毎のRMSEを確認すると、日中の誤差は減少している一方で夜間の誤差は減少し



図 3: Observation Device

ていないことがわかる。

表 1: RMSE

| Place   | RMSE(Proposed) | RMSE(Conventional) |
|---------|----------------|--------------------|
| 1       | 0.897          | 0.897              |
| 2       | 0.791          | 0.808              |
| 3       | 0.841          | 0.966              |
| 4       | 0.830          | 0.931              |
| 5       | 0.904          | 0.897              |
| 6       | 0.858          | 1.105              |
| 7       | 0.800          | 0.848              |
| Average | 0.846          | 0.922              |

### 4.3 考察

表 1 に着目して、各予測地点の RMSE を手法間で比較すると、予測地点 1,2,5 の RMSE は両手法ともにほぼ同じ値であり、予測地点 3,4,6,7 の RMSE は提案手法の方が小さい。予測地点 1,2,5 は南側に建物や樹木があり、日陰となる時間が多い地点である。したがって、日照の影響が大きい予測地点に限り、提案手法により予測精度が向上している。加えて、図 1 より、気象台と予測地点の気温差は、全ての予測地点において日照の影響を受けていることから、予測値に反映される日照の影響は限定的であると考えられる。また、気象台と予測地点間の気温差は天気により大き

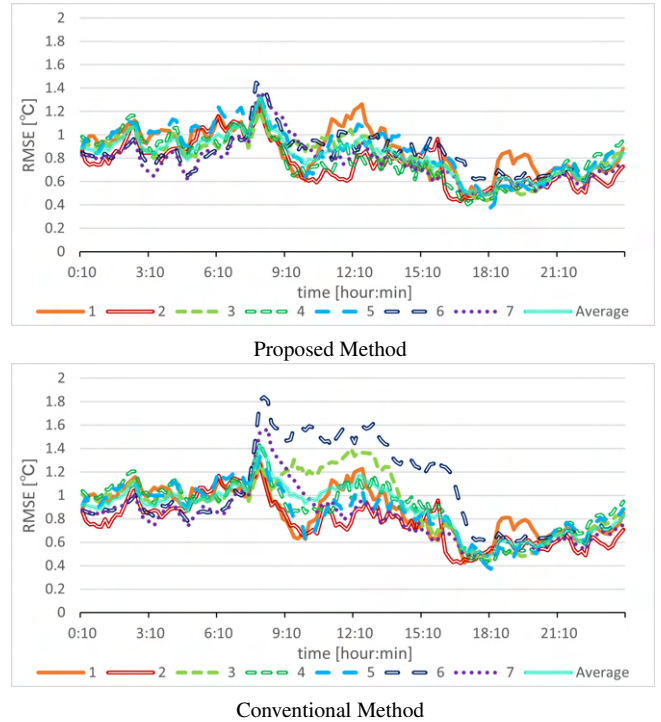


図 4: RMSE in time Series

く異なるものの、日中の予測精度が大幅には向上していないことから、天気を正しく分類できていない可能性や、天気クラスの不足している可能性があると考えられる。

さらに、夜間の予測精度が改善されていないことから、日照以外の、誤差をもたらす、日照に依存しない要因があると考えられる。また、日の入り時刻から日の出時刻にかけて誤差が増加していることから、日照以外に誤差をもたらす要因の中には、日の入り時刻から日の出時刻にかけて、影響が蓄積されるという特徴や、発生確率が上昇する、あるいは、もたらす影響が大きくなるという特徴の要因が存在すると考えられる。日の入り時刻から日の出時刻にかけて影響が蓄積される現象としては、放射冷却が挙げられる。

以上より、提案手法を改善するための方針として「(1): 日照の影響を更に予測に反映させること」「(2): 日照に影響されずに誤差をもたらす要因や、その要因に影響する気象観測値を分類に用いること」のふたつが挙げられる。(1) は、天気の分類条件や過去 1 時間の平均照度という特徴量の再検討によって達成可能であると考えられる。また、日照の影響が、(2) で新たに分類に用いる要因や気象観測値に依存する可能性があるため、(2) を達成することが(1) の達成に繋がる可能性がある。したがって、主に(2)の方針により改善を試みる。日照に影響されずに誤差をもたらす要因の候補として挙げた放射冷却という現象の発生度合いを直接観測することはできない。しかしながら、放射冷却の強度は風や湿度の影響を受けるため、風や湿度から放射冷却の強度をある程度求めることができる。よって、今後の方針として、風や湿度等の、放射冷却の強度に影響する

気象観測値を用いた分類を行うことにより、提案手法の改善を試みる。

## 5. 結論

本研究において、我々は、照度で各時刻の天気を分類し、予測地点と気象台の観測値の差を天気に応じて推定することにより、街中の微気象をより高い精度で予測する手法を提案した。和歌山大学北1号館周辺の7地点を予測地点として自然通風シェルターに収納した環境センサを各予測地点の地上約1.5mに設置し、2021年2月4日から2021年4月5日の62日間における各予測地点の微気象を測定した。そして、測定した各予測地点の微気象と、予測地点の最寄りの気象台である和歌山地方気象台における観測値を比較した。評価として、提案手法による微気象の予測値と、天気による分類を行わない既存手法による微気象の予測値の、それぞれのRMSEを比較した。上記の各予測地点における気温を予測する微気象として、予測地点毎のRMSEと全予測地点のRMSEの平均値を手法間で比較した。その結果、提案手法による予測値のRMSEの平均値は既存手法による予測値のRMSEの平均値より0.076°C小さいという結果となった。この差は、既存手法による予測値のRMSEの平均値の約8.24%である。また、0:10~24:00の各時間帯における、各手法による予測値のRMSEを求めて手法間で比較した。その結果、日中は提案手法による予測値のRMSEの方が既存手法による予測値のRMSEより小さく、夜間は手法間で同程度のRMSEであった。さらに、予測地点に着目して手法間のRMSEを比較した。その結果、日光が予測地点に大きな影響を及ぼす場合、提案手法により微気象の予測精度が向上することが判明した。これらの結果から、予測精度の更なる向上について考察した。まず、結果から、天気よりも照度の方が予測精度に大きな影響を与えていると推察される。したがって、予測精度を向上させるためには、照度から天気を分類するという方針ではなく、日照が微気象に与える影響を推定し、日照に基づき気象台の観測値と予測地点の微気象の測定値の差分を予測するという方針が有効であると考えられる。また、予測結果より、夜間における予測誤差(RMSE)は放射冷却の影響に依存する可能性が示唆された。放射冷却の強度は雲量に大きく影響されるため、雲量のデータの活用が微気象の予測において有用であると考えられる。

## ACKNOWLEDGMENTS

本研究は科学技術振興機構さきがけ研究費JPMJPR1939の助成を受けたものです。

## 参考文献

[1] Ministry of the Environment, Heat Illness Prevention Information, <<https://www.wbgt.env.go.jp/wbgt.php>> Referred in May, 2021 (in Japanese).

- [2] Hideki Ueyama, "Developing Applications to Create 50m-mesh Data of Temperature, Sunlight Strength, Relative Humidity, Reference Evaporation", Bulletin of the NARO-Agricultural Research for Western Region, No.19, pp. 13-43, (2019) (in Japanese).
- [3] Kenta Kumagai, Toshihira Uchibayashi, Toru Abe, Takuo Suganuma, "Predicting Microclimate from Sensor Data for Town Management", IPSJ SIG Technical Report, , Vol. 2016-IS-138 No.10, pp. 1-7, (2016) (in Japanese).
- [4] Seiji Suzuki, Nahomi Fujiki, "Prediction and Supplement of Meteorological Data Using Recurrent Neural Networks", The 82nd National Convention of IPSJ, pp. 285-286, (2020), (in Japanese).
- [5] Omron, 2JCIE-BL01 Environment Sensor, <<https://www.omron.co.jp/ecb/product-info/sensor/iot-sensor/environmental-sensor>> Referred in May, 2021 (in Japanese).
- [6] Japan Meteorological Agency, "A Guidebook for Meteorological Observation", <[https://www.jma.go.jp/jma/kishou/known/kansoku\\_guide/guidebook.pdf](https://www.jma.go.jp/jma/kishou/known/kansoku_guide/guidebook.pdf)> Referred in June, 2021 (in Japanese).