

# スマートフォン内蔵センサによる WBGT ラベル推定

張嘉宝<sup>†1</sup> 黄文浩<sup>†2</sup> 浜中智己<sup>†3</sup> 柄澤匠<sup>†4</sup> 近藤綾香<sup>†5</sup>  
 慶應義塾大学 慶應義塾大学 慶應義塾大学 慶應義塾大学 慶應義塾大学  
 丸井朱里<sup>†6</sup> 柘植晃<sup>†7</sup> 大越匡<sup>†8</sup>  
 慶應義塾大学 慶應義塾大学 慶應義塾大学

## 概要

近年、熱中症による救急搬送者が多く、熱中症対策が求められている。熱中症の環境要因のリスク指標として暑さ指数 (WBGT) があるが、正確な情報の提供粒度と利便性において課題がある。本研究は人々に細粒度な暑さ指数を提示する手法について検討する。手法としてスマートフォン内蔵センサから得られる気圧情報、位置情報、地磁気情報などを活用して暑さ指数を推定する手法を提案し、手法の推定結果の精度を評価する。評価の結果、LightGBM を用いたモデルで AUC の値が 0.634 となった。今回の実験において、データ量に課題があることが考えられた。今後の実験ではデータ量を増やしてモデルを構築し、手軽な熱中症対策システムの確立に貢献したい。

## 1. はじめに

熱中症とは、暑熱環境に長時間いることによって体温が上がり、体内の水分や塩分のバランスが崩れたり、体温の調節機能が働かなくなることで、体温の上昇やめまい、けいれん、頭痛などのさまざまな症状を起こす病気のことであり [1]。日本では気温の高い 5 月から 9 月において、熱中症患者が増加する。平成 28 年から令和 4 年にかけての 7 年間で熱中症による救急搬送者数 (5 月 9 月) は年間平均 6 万人を超えた。連日の猛暑となった 2018 年の搬送者数は約 10 万人であった [2]。地球温暖化による気候変動によって、世界の平均気温は上昇する見通しであり [3]、気温の高い時期における熱中症リスクはさらに上昇すると考えられるため、熱中症への効果的な対策が必要である。

熱中症の発生要因は環境要因と人的要因の 2 つに分類できる。環境要因の例として、「高温、多湿、日差しが強い、風が弱い」といったことが挙げられ、人的要因の例として、「脱水状態、健康状態、年齢」といったことが挙げられる [4]。環境要因と人的要因について適切なリスク指標をユーザーへ提供することで、熱中症の予防行動を促進することにつながると思われる。

本研究では環境要因のリスク指標である暑さ指数 (WetBulb Globe Temperature)(以下、WBGT) を扱う WBGT は、熱中症を予防することを目的として 1954 年にアメリカで提案された指標である。単位は気温と同じ摂氏度 (°C) で示す。WBGT は人体と外気との熱収支に着目した指標で、人体の熱収支に与える影響の大きい湿度、日射・輻射など周辺の熱環境、気温の 3 つを取り入れた指標である。WBGT は労働環境や運動環境の指針として有効であると認められ、ISO で国際的に規格化されている [5][6]。

環境省によって WBGT が公表されている地点は全国約 840 地点と少なく、粒度が粗いという問題点がある。人々の生活実空間は多様であるため、各場所に応じた適切な WBGT の算出と提示をすることが熱中症対策には重要である。また、正確な WBGT の値を測定するためには専門的な測定器が必要であり、コストや利便性の観点で課題となっている。

本研究の貢献は以下の通りである。

- スマートフォンのセンサ情報を使用し、WBGT 警戒度ラベルを推定する手法の提案、データ収集、モデル構築と評価を行った。
- 収集されたデータセットへのラベル付け、加工、整形を行った。これにより他の機械学習モデルを用いた推定と評価が可能になる。
- より大規模な実験を行った際のスマートフォンセンサデータ加工方法の参考となる。

本論文は以下のように構成される。2 章では、WBGT 推定に関する先行研究を述べる。3 章では、本研究における WBGT 推定手法について述べる。4 章で実際に行ったスマートフォンセンサ情報の収集と分析手法を述べる。5 章で構築した推定モデルの結果を述べる。6 章で結果の考察

WBGT estimation using smartphone built-in sensors

<sup>†1</sup> KAHU CHO, Keio University

<sup>†2</sup> WENHAO HUANG, Keio University

<sup>†3</sup> SATOKI HAMANAKA, Keio University

<sup>†4</sup> TAKUMI KARASAWA, Keio University

<sup>†5</sup> AYAKA KONDO, Keio University

<sup>†6</sup> SHURI MARUI, Keio University

<sup>†7</sup> AKIRA TSUGE, Keio University

<sup>†8</sup> TADASHI OKOSHI, Keio University

と今後の展望を述べる。

## 2. 関連研究

### 2.1. スマートフォンへの小型モジュール取り付けによる WBGT 推定

スマートフォンに外部機器として小型モジュールを取り付けることで、ユーザの生活実空間の WBGT を推定する研究がある。温湿度センサを持たないスマートフォンに機器を取り付けることで WBGT の算出が可能になる。しかし、専用のデバイスを作成する必要があること、スマートフォン本体のバッテリー消費が著しくなることから利便性の面で課題がある [7]。

### 2.2. スマートフォンを用いた WBGT 推定アプリ

WBGT の推定を行うスマートフォンアプリとして、Antikytherus による WeatherFX が挙げられる [8]。当アプリはスマートフォンの位置情報を用いて、近くの気象台の温度、相対湿度を取得することで WBGT を推定する。このアプリケーションで出される推定値と実測値との値を比較した研究がある [9]。この研究の結果として推定された WBGT 値は実際の値よりも大きくなった。このことから、当アプリケーションではユーザーのその場の周辺環境を十分に活用できていないといえる。

## 3. アプローチ

### 3.1. 目的

本研究の目的は、スマートフォン内蔵のセンサ情報から WBGT の警戒度ラベルを推定することである。WBGT 推定に気圧計や地磁気計といったスマートフォンで取得できるセンサ情報を使用する。気圧計や地磁気計を使用することで、ユーザーの周辺環境の情報が反映した推定を行うことができる。また、本研究の推定手法を [8] での推定手法と精度を比較する。

### 3.2. システムの設計

スマートフォンのセンサ情報を用いて WBGT 警戒度ラベルを推定するシステムの概観を図 1 に示す。スマートフォンアプリ「AWARE client v2」[10, 11] を使用し、スマートフォンの内蔵センサ情報を取得する。取得したセンサ情報をもとに機械学習モデルを構築し、WBGT 警戒度ラベルの推定を行う。WBGT28°C を閾値にラベル付けし、同じ箇所に設置したスマートフォンの内蔵センサ情報および関連情報から、WBGT ラベルの 2 値分類を機械学習手法を用いて行う。



図 1 本研究のアプローチの概観図

### 3.3. WBGT 警戒度ラベルについて

#### 3.3.1 WBGT 算出の定義

環境省は WBGT の算出を以下のように定義している。算出は実際に観測された気象要素を用いて行われる。全国 11 の観測地点においてこの算出式を用いて WBGT が算出されている。

$$WBGT = 0.7 \times T_w + 0.2 \times T_g + 0.1 \times T_a \quad (1)$$

ここで、 $T_w$ =自然通風湿球温度、 $T_g$ =黒球温度、 $T_a$ =自然通風乾球温度

#### 3.3.2 WBGT の警戒ラベル

WBGT はその値に応じて 5 段階の警戒ラベルが設けられている [4]。図 2 に WBGT 値に応じた 5 段階の警戒ラベルを示す。

運動に関する指針		
気温 (参考)	暑さ指数 (WBGT)	
35°C 以上	31 以上	運動は原則中止
31~35°C	28~31	厳重警戒 (激しい運動は中止)
28~31°C	25~28	警戒 (積極的に休憩)
24~28°C	21~25	注意 (積極的に水分補給)
24°C 未満	21 未満	ほぼ安全 (適宜水分補給)

図 2 WBGT 値に応じた 5 段階の警戒ラベル

#### 3.3.3 本研究における WBGT の警戒ラベルの取り扱い

本研究では、WBGT28°C を閾値として 2 値分類タスクを行う。WBGT28°C を閾値に、警戒ラベルは 28°C 以下が「注意」、28°C 以上が「警戒」となる。WBGT28°C を閾値とした理由として、28°C を超えた日は熱中症患者発生率が倍増するからである [5]。

表 1 収集したデータと各センサの周波数

収集情報	周波数 (Hz)
気圧	1
地磁気	10
位置情報	60
バッテリー残量	10

### 3.4. 学習アルゴリズムの選定

モデルは LightGBM [12] とランダムフォレスト [13] を使用した。両手法はどちらも決定木モデルをベースとした機械学習手法であること、特徴量重要度の解釈が容易であることが共通している。両手法の差異は学習手法で LightGBM はブースティング、ランダムフォレストはバギングを用いることである。これら手法の違いによる精度の比較を行う。

モデルの評価には AUC (Area Under the ROC Curve) を用いる。AUC は不均衡なクラス分類問題において有用な評価指標である。今回作成したデータセットは不均衡で、ラベルに偏りがあるため、AUC を用いる。

実装には Python3.10, 学習アルゴリズムと評価には scikit-learn, lightgbm 3.3.5, sklearn.ensemble を使用した。

## 4. 推定モデルの作成

### 4.1. センサデータの収集

機械学習モデルの構築にあたってデータ収集を行なった。データの収集は 2023 年 7 月 10 日の 12 時 58 分から 14 時 45 分に慶應義塾大学湘南藤沢キャンパスのデルタ館 2 階のベランダ、14 時 48 分から 16 時 17 分にデルタ館周辺の木陰において実施した。ベランダ地点は測定時間中は常に日が当たる地点である。

正解データとなる WBGT の測定では TANITA 社の無線黒球式熱中症指数計 TC-310 を使用した [14]。スマートフォンでのセンサ情報収集には iPhone 13 Pro Max(256GB, iOS16.5.1) を使用した。センサ情報の取得には、スマートフォンのセンサ情報が取得できるアプリケーション AWARE client v2 [10, 11] を使用した。

### 4.2. 収集したデータの詳細設定

収集したデータについて、表 1 にスマートフォンで取得した内蔵センサの種類とデータ取得粒度を示す。スマートフォンで取得したセンサ情報は気圧、地磁気、位置情報、バッテリー残量である。

表 2 ラベル付けした各データの件数

ラベル	件数
1	10320
0	481
計	10801

表 3 各モデルの AUC の値

ラベル	AUC
LightGBM	0.634
Random Forests	0.516

### 4.3. 前処理

スマートフォンで収集したデータについてデータのダウンサンプリングを行なった。この処理を行なった理由は、毎秒のデータ点の数を揃えるためである。データ点の数を揃えるにあたって、最も周波数の低い 1Hz の気圧に粒度を揃えた。この処理によって、毎秒の各センサデータの件数は 1 つとなった。WBGT28°C の閾値を超えるものに、ラベル 1 を付け、WBGT28°C を下回るものには、ラベル 0 を付けた。表 2 にラベル付けされた各データの件数を示す。学習データとテストデータは 5:5 の割合で分けた。学習データは 9:1 に分けて検証用データを作成し、モデルの構築を行なった。

## 5. 推定モデルの評価結果

### 5.1. テストデータに対する評価結果

テストデータに対する AUC(Area Under the Curve) の結果を表 3 に示す。LightGBM, ランダムフォレストを用いたモデルの特徴量重要度をそれぞれ図 3, 図 4 に示す。ランダムフォレストの特徴量重要度の表示にあたって、閾値を越えたセンサの値のみを表示している。閾値は 0.02 に設定した。

## 6. 考察

AUC は 0.5 でランダムな分類と判断できる指標である。今回の結果の値から、どちらのモデルもランダムに近い分類が行われていると判断できるため、より精度の高いモデルを構築する余地があるといえる。特徴量重要度に関しては、LightGBM では気圧、ランダムフォレストでは地磁気 が最も重要な特徴であった。気圧が WBGT に影響を与えていることは、WBGT に関わりのある温度と湿度との相関

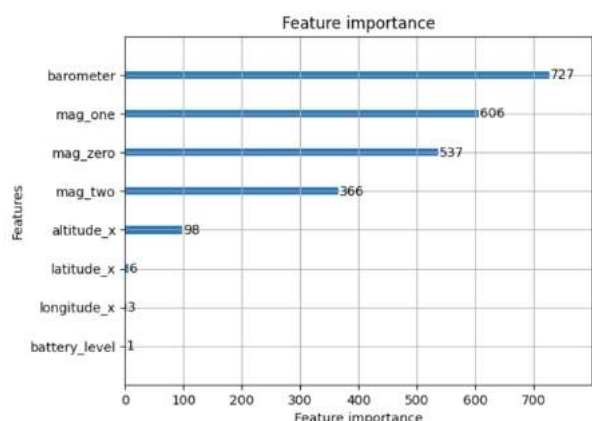


図3 LightGBMを使用したモデルの特徴量重要度

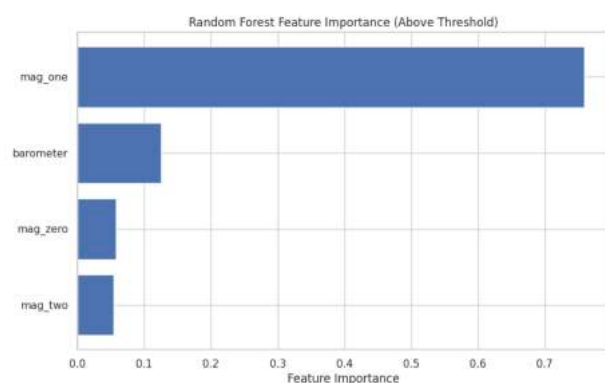


図4 ランダムフォレストを使用したモデルの特徴量重要度

があるのではないかと考えられる。これらの値がどのように推定に影響を与えているかについては今後の研究課題としたい。

### 6.1. 本研究の課題

今回の結果になった理由として、収集したデータについて、量と偏りが原因にあると考えられる。データの量について、今回の実験では同一日程で3時間のデータを用いた。WBGTは日時、天気や場所によって20から35のレンジを持って変動する値である。しかし、今回使用したデータは閾値28℃を超えるデータが全件10801件中10320件を占めることになった。収集した時刻においても昼の時間帯のみであった。

### 6.2. 今後のアプローチ

今後の研究では本研究を通して得られた課題をもとに、検証、評価方法の改変を行っていく。データ量の課題においては、今夏8月から9月に約20日分のデータ収集を実施済み

である。今後これらのデータを整形し、学習を行うことで推定モデルの精度向上に努めたい。モデルの種類について、本研究ではLightGBMとランダムフォレストの2種類を用いた。今後より多くの種類のアンサンブル学習モデルを用いて精度比較を行う。また、深層学習手法であるLSTMやTransformerを用いた推定も行いたい。今後も、日本の夏における熱中症患者を減らすために、ユーザの周辺環境に応じた細粒度なWBGT推定できるシステムの確立に貢献したい。

## 7. 結論

本研究では手軽で細粒度なWBGT推定の実現のために、スマートフォンのセンサ情報を用いたWBGTの推定手法について検討した。アプローチとして実際にセンサ情報を収集し、機械学習モデルを用いてWBGT推定を行なった。推定にあたって、2つの機械学習モデルを用いて両モデルの精度を比較した。精度においてLightGBMを用いたモデルが優れているという結果になった。しかし、今回用いた両モデルでは十分な精度でのラベル推定ができなかった。その理由はデータの量と偏りにあると考えるため、今後より多くのデータで機械学習モデルを構築し、WBGT推定の精度向上を目指す。

**謝辞** 本研究成果は、国立研究開発法人情報通信研究機構の委託研究(JPJ012368C05401)により得られたものです。

## 参考文献

- [1] 公益社団法人全日本病院協会熱中症について. <https://www.ajha.or.jp/guide/23.html> (accessed 2023-11-24).
- [2] 総務省報道資料「令和4年(5月から9月)の熱中症による救急搬送状況」. [https://www.soumu.go.jp/main\\_content/000842440.pdf](https://www.soumu.go.jp/main_content/000842440.pdf) (accessed 2023-11-24).
- [3] IPCC: IPCC Six Assessment Report, Summary for Policymakers.
- [4] 環境省「熱中症環境保健マニュアル2022」. [https://www.wbgt.env.go.jp/pdf/manual/heatillness\\_manual\\_full.pdf](https://www.wbgt.env.go.jp/pdf/manual/heatillness_manual_full.pdf) (accessed 2023-11-24).
- [5] 環境省熱中症予防サイト「暑さ指数(WBGT)について」. <https://www.wbgt.env.go.jp/wbgt.php> (accessed 2023-11-24).
- [6] ISO: ISO 7243:2017 Ergonomics of the thermal environment — Assessment of heat stress using the WBGT (wet bulb globe temperature) index. <https://www.iso.org/standard/67188.html> (accessed 2023-11-24).
- [7] 村田哲史, 細川茂樹, 薛媛, 河内智志, 藤波香織ほかセンサの帯同場所を考慮した個人参加型センシングのための環境センサモジュールと基盤ソフトウェア, 組込みシステムシンポジウム2012論文集, Vol. 2012, pp. 73-78 (2012).

- [8] Antikytherus: WeatherFX - Apps on Google Play . [https://play.google.com/store/apps/details?id=com.antikytherus.weatherfx&hl=en\\_US&pli=1](https://play.google.com/store/apps/details?id=com.antikytherus.weatherfx&hl=en_US&pli=1) (accessed 2023-11-24) .
- [9] Tripp, B. L., Winkelmann, Z. K., Eberman, L. E. and Smith, M. S.: Factors affecting incidence rate of exertional heat illnesses: analysis of 6 years of high school football practices in North Central Florida, *Orthopaedic journal of sports medicine*, Vol. 9, No. 9, p. 23259671211026627 (2021).
- [10] Ferreira, D., Kostakos, V. and Dey, A. K.: AWARE: mobile context instrumentation framework, *Frontiers in ICT*, Vol. 2, p. 6 (2015).
- [11] Nishiyama, Y., Ferreira, D., Eigen, Y., Sasaki, W., Okoshi, T., Nakazawa, J., Dey, A. K. and Sezaki, K.: IOS crowd-sensing won't hurt a bit!: AWARE framework and sustainable study guideline for iOS platform, *Distributed, Ambient and Pervasive Interactions: 8th International Conference, DAPI 2020, Held as Part of the 22nd HCI International Conference, HCII 2020, Copenhagen, Denmark, July 19–24, 2020, Proceedings 22*, Springer, pp. 223–243 (2020).
- [12] Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., Ye, Q. and Liu, T.-Y.: Lightgbm: A highly efficient gradient boosting decision tree, *Advances in neural information processing systems*, Vol. 30 (2017).
- [13] Breiman, L.: Random Forests, *Machine Learning Vol. 45, No. 1*, pp. 5–32 (2001).
- [14] TANITA: 無線黒球式熱中症指数計 TC-310 . <https://www.tanita.co.jp/product/business/hygrometer/4098/> (accessed 2023-12-08) .