

暑熱順化を考慮したソーシャルヒートセンサの設計

飯田 静空[†] 若宮 翔子[†] 清水 伸幸^{††} 藤田 澄男^{††} 荒牧 英治[†]

[†] 奈良先端科学技術大学院大学 〒630-0192 奈良県生駒市高山町 8916-5

^{††} ヤフー株式会社 〒102-8282 東京都千代田区紀尾井町 1-3

E-mail: [†]{iida.shizuku,iq0,wakamiya,aramaki}@is.naist.jp, ^{††}{nobushim,sufujita}@yahoo-corp.jp

あらまし 近年、世界中で発生する気象危機の進行に伴い、熱波はより広範囲に高頻度で拡大している。日本でも今夏の熱中症患者数が過去最高を更新するなど、夏季における適切な「暑さ」マネジメントの重要性は年々増している。これまで「暑さ」を理解するための指標には、客観的な気象データに基づく WBGT や不快指数などが利用されてきたが、それらには人間の感覚特性が考慮されていない。人間の感覚特性には、一定期間の「暑さ」を経験することによる慣れ（暑熱順化）などの特性があり、これらを考慮することで「暑さ」をより適切に表現することができると考えられる。本研究では、クラウドソーシングを用いて「暑さ」を「体感温度」という指標として定義し、人間の感覚特性に関する3つの仮説検証を行う。最終的に、人間の感覚特性として確認された暑熱順化を考慮し、ソーシャルヒートセンサの設計を行い、「暑さ」を理解するシステムの構築を目指す。

キーワード 体感温度、機械学習、クラウドソーシング、可視化、主観性

1 はじめに

近年、世界中で発生する気象危機の進行に伴い、「暑さ」を適切にマネジメントする重要性は増してきている。ユニセフ（国連児童基金）は、地球温暖化の影響で2050年までに20億人を超える地球上のほぼ全ての子供が、熱波に直面するという報告書を発表している [6]。気象危機の影響は直近でも見られ、2022年6月には、日本各地で異例の早さの梅雨明け宣言が発表され、梅雨の期間が史上最短を記録した [10]。それに伴い、6月が記録的な高温となったことを要因に、6月の熱中症患者数は過去最高を更新し、今夏（6月から8月）の熱中症患者数は観測史上2番目を記録した [7]。

このように「暑さ」をより頻繁に経験する機会が増してきている背景から、自身が「暑さ」を適切に把握できるシステムの構築が求められている。その代表例として、環境省と気象庁が発表している熱中症警戒アラート¹がある。これは、熱中症リスクが高いタイミングで、関係省庁や地方自治体、報道機関へ向けて注意情報を配信するというシステムである。熱中症リスクが高いタイミングは、WBGT [3] という指標をもとに判断されている²。この指標は、米軍兵士の熱中症予防のために考案され、乾球温度、自然湿球温度、黒球温度の3温度に基づく実験式によって計算される。他にも、人が感じる蒸し暑さという側面を定量化した不快指数 [4] という指標が用いられている³。これは、乾球温度と湿度から計算され、湿度の高い日本の「暑さ」を理解するための一つの指標とされている。このように、

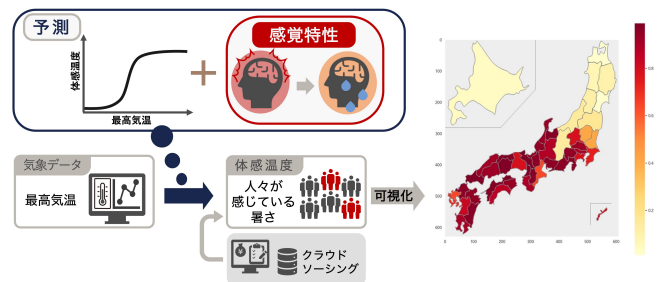


図1 ソーシャルヒートセンサの設計図

日本では「暑さ」を把握するために WBGT や不快指数などの指標が一般的に利用される。しかし、これらの指標は主に気象データという客観的なデータに基づいて算出される。客観的なデータは、人間が感じる「暑さ」を定量化するのに必ずしも十分ではなく、「暑い」というつぶやきの数などの主観性に関わるデータを考慮することの方が効果的な場合も示唆されている [12]。

そこで、本研究では人間の感覚特性という主観性に関わる側面を利用して「暑さ」を定量化する。図1に、本研究におけるソーシャルヒートセンサの設計図を示す。「暑さ」に関係すると考えられる人間の感覚特性として、本研究では以下の3つの特性を挙げる。

暑熱順化 長期間特定の「暑さ」を経験することで、「暑さ」を感じづらくなる特性⁴。

「暑さ」感覚の閾値 ある気温以上になると「暑さ」を感じやすくなる特性。

1：環境省 熱中症警戒アラート

<https://www.wbgt.env.go.jp/alert.php>

2：環境省 全国の暑さ指数（WBGT）

<https://www.data.jma.go.jp/obd/stats/etrn/index.php>

3：一般財団法人日本気象協会 不快指数

<https://tenki.jp/indexes/discomfort/>

4：一般財団法人日本気象協会 熱中症について学ぼう：暑熱順化

<https://www.netsuzero.jp/learning/le15>

短期トレンド 直近の「暑さ」との相対的な認識によって、「暑さ」を感じやすくなる特性。

本研究では、「暑さ」を測る指標として、クラウドソーシングを通して得られた回答から定義する「体感温度」を用いて、これら3特性の有無を検証する。次に、検証の結果得られた知見から、体感温度を過去の最高気温も用いて予測するアルゴリズムを考案し、予測結果とともに感覚特性を考慮することの有効性を示す。仮説検証の結果、暑熱順化が夏季の「暑さ」の感覚特性として存在することが確認された。さらに、暑熱順化を考慮した提案手法では、平均絶対誤差の値が小さくなり精度が向上し、「暑さ」を予測するために感覚特性を考慮することの有効性が示唆された。最終的に、このアルゴリズムを用いた暑熱順化予測とともに「暑さ」を提示し、人々が感覚特性を理解した上で「暑さ」を認識できるシステムを構築する。

2 体感温度の定義

本研究では、人々が実際に感じた「暑さ」から感覚特性の仮説検証や未来の「暑さ」の予測を行う。そのために、人々の報告に基づく「体感温度」指標を導入する。この指標は、「ある地域で1日における暑いと感じた人の割合(%)」と定義する。気象庁の定義⁵では、6月から8月が夏季と定義されているが、近年では気象変動の影響[8]により9月も夏季と同等の「暑さ」を経験する機会が多くなっている。そのため、本研究では6月から9月を夏季の期間として議論を進める。

Yahoo!クラウドソーシングのサービスを利用し、2022年6月1日から9月30日において人々の体感的な「暑さ」についてのアンケートを、合計122回毎日行った。対象地域は「東京都」、1回あたりのタスク数は300件、1タスクあたりの謝礼は3円と設定した。質問した項目は以下の3項目である。

- お住まいの市区町村を教えてください。
(回答) 東京都の62市区町村から選択式
- 昨日は主に都内のどこにいましたか？
(回答) 東京都の62市区町村と「都内にはいなかった」からなる選択式
- 昨日は「暑い」と感じましたか？
(回答) 「はい」か「いいえ」の選択式

1日単位ごとに収集したデータに対し、「昨日は主に都内のどこにいましたか？」という質問で「都内にはいなかった」と回答したユーザをそれぞれ除外した。その後、「昨日は「暑い」と感じましたか？」という質問に「はい」と答えたユーザの割合を算出し、東京都の日々の体感温度に関するデータセットを作成した。1日あたりに除外されたユーザ数は、平均5人であった。体感温度の記述統計量は、平均値75.1、標準偏差26.3、最大値99.7、中央値84.1、最小値3.42であった。

3 感覚特性の仮説検証

人々の「暑さ」に対する感覚特性として、以下3つの仮説を検証する。

仮説1：暑熱順化の存在 夏が進むほど「暑さ」を感じづらくなる。

仮説2：「暑さ」感覚の閾値の存在 特定の気温を超えると「暑さ」を感じやすくなる。

仮説3：短期トレンドの存在 前日との気温差が大きいほど「暑さ」を感じやすくなる。

本研究では、これらの仮説を検証する上で最高気温を用いる。これは、客観的に記録される気象データの中で「暑さ」に最も関係すると考えられる指標だからである。最高気温のデータは、気象庁が提供している過去の気象データ検索⁶から東京地点における2022年の夏季(6月1日から9月30日)の期間で取得した。「暑さ」の主観的な指標には、2章で定義したクラウドソーシングでの報告結果に基づく体感温度を用いる。後のモデルテスト用のデータをカンニングしないために、仮説検証においては2022年6月1日から7月31日の61日分のデータを使用した。図2に、検証した期間における体感温度及びそれに関連があるとされている気象データの時系列推移を示す。

3.1 仮説1：暑熱順化の存在 夏が進むほど「暑さ」を感じづらくなる

「暑さ」に対する慣れとして、人間には暑熱順化[2]と呼ばれる特性がある。暑熱順化は、暑い日が続いて発汗量や皮膚血流量が増加し、発汗による気化熱や体の表面から熱を逃がす熱放散がしやすくなる現象のことを指す。暑熱順化を獲得することで、「暑さ」を感じづらくなると考えられる。クラウドソーシングにおいて回答した人々の身体が「暑さ」に慣れているのかどうかを実際に確かめることは困難である。そのため、一定期間特定の最高気温を経験することで「暑さ」を感じづらくなる特性のことを、暑熱順化と定義する。

暑熱順化が生じた場合、その前後において同じような最高気温であったとしても、実際に感じる「暑さ」に変化が生じることが期待される。つまり、人々が暑いと感じる最高気温が、夏が進むにつれて高くなる。そこでまず、体感温度のデータを前半と後半の期間に区切り、それぞれの期間において、特定の最高気温以上となった日数のうち、体感温度が閾値以上という条件を満たした日数の割合を求めた。次に、前半と後半でこの割合が1.0となったときの最高気温を比較した。暑熱順化が存在すれば、後半における最高気温の値が前半の場合よりも高くなることが期待される。

2022年6月1日から7月31日を、前半(6月1日から6月30日)と後半(7月1日から7月31日)に分け、体感温度70%、80%、90%以上に該当した日数の割合の推移を図3に示す。体感温度70%以上においては前半での最高気温の値が

⁵：気象庁 予報用語 時に関する用語
https://www.jma.go.jp/jma/kishou/known/yougo_hp/toki.html

⁶：気象庁 過去の気象データ検索
<https://www.data.jma.go.jp/obd/stats/etrn/index.php>

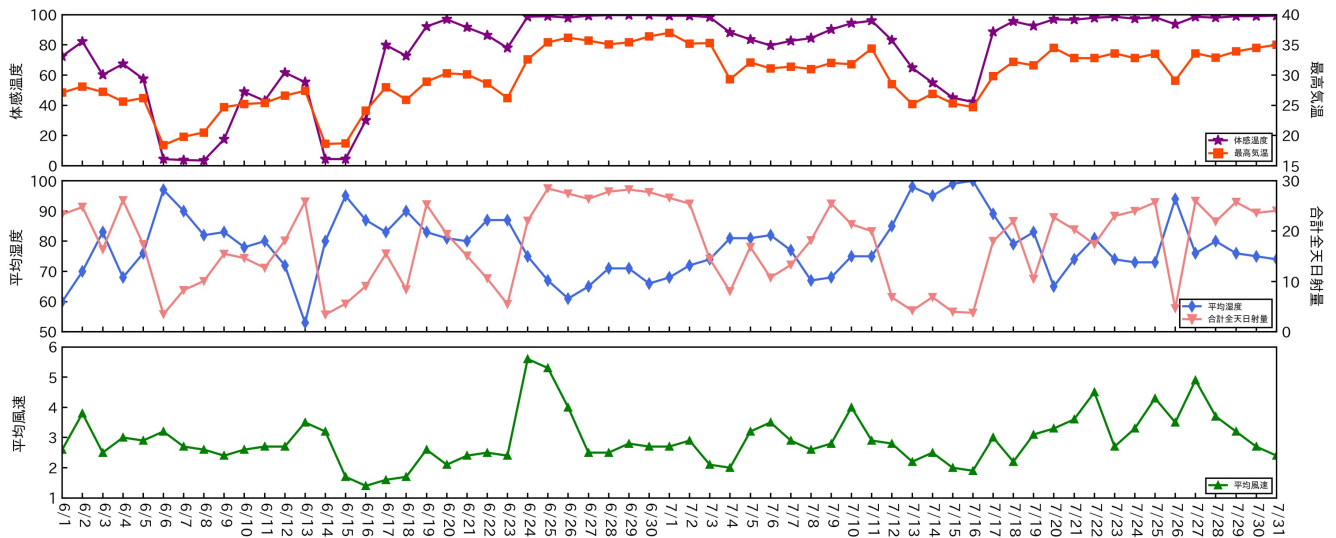


図2 2022年6月1日から7月31日における体感温度、最高気温、相対湿度、合計全日射量、平均風速の推移。

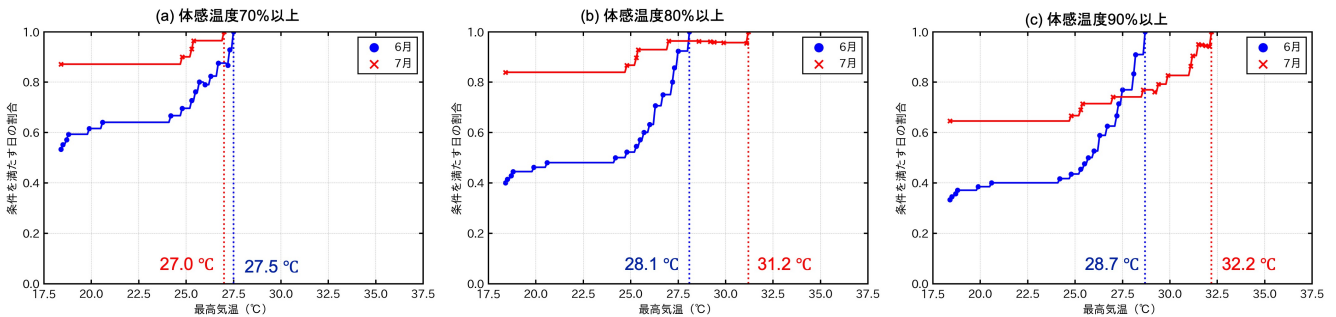


図3 2022年6月1日から7月31日において、特定の最高気温以上となった日数のうち、(a) 体感温度70%以上、(b) 体感温度80%以上、(c) 体感温度90%以上の各条件を満たした日数の割合の推移。●が前半(6月1日から6月30日)、×が後半(7月1日から7月31日)の推移を表している。

27.5℃、後半では27.0℃となり、後半になって最高気温の値がやや低くなった。一方で、体感温度80%、90%以上を満たす日の割合が1.0になった時の最高気温の値は、前半ではそれぞれ28.1℃、28.7℃、後半では31.2℃、32.2℃となり、後半になって最高気温の値が高くなった。このことから、夏が進むほど体感温度80%以上の「暑さ」を感じる場合の最高気温が上昇する傾向にあることがわかる。つまり、体感温度80%以上の「暑さ」を感じづらくなっていることから、暑熱順化が存在することが確認される。

3.2 仮説2:「暑さ」感覚の閾値の存在 特定の気温を超えると「暑さ」を感じやすくなる

人間には、痛みを感じる最小の刺激量となる閾値が存在する。これは痛覚に限らず、嗅覚、聴覚、味覚、視覚、触覚などの五感においてもそれぞれ閾値を考えることができる[1]。人間をはじめとする動物は、各感覚系において様々な閾値現象を組み合わせることで、外環境を適切に認識し、その変化に対応している。

「暑さ」感覚の閾値の存在を仮定するならば、ある最高気温

の値を基準値とした時に、基準値以上の範囲における体感温度の値は上昇することが期待される。そこで、体感温度と最高気温との散布図において、ある最高気温の基準値の前後で分布に変化があるかを見ることで、「暑さ」感覚の閾値となる最高気温が存在するかどうかを確認する。

図4に、最高気温と体感温度の散布図を示す。最高気温の値が両端に近づくにつれ、体感温度が一定値に収束するS字の形にデータが分布している様子が読み取れる。このような分布を表すのに適したモデルはいくつか存在するが、本研究ではロジスティック関数とゴンペルツ関数を用いてモデル化を試みた。図4にフィッティングさせたそれぞれの関数を示している。平均絶対誤差(MAE)による関数の評価を行ったところ、ロジスティック関数では4.57、ゴンペルツ関数では5.83となり、ロジスティック関数の方がデータの分布に適合する結果となった。一方で、ある最高気温の値の前後で、これらのモデルから分布が大きく変化する様子は散布図から確認することはできない。これらの結果から、体感温度を最高気温からモデル化する方法としては、S字型の関数で表現する方法が妥当であると考えら

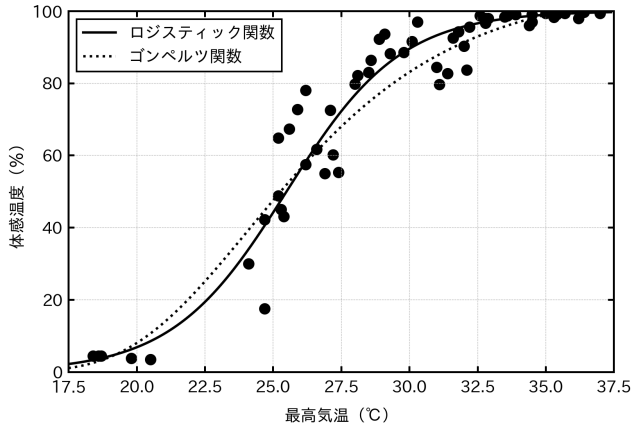


図 4 最高気温と体感温度の散布図

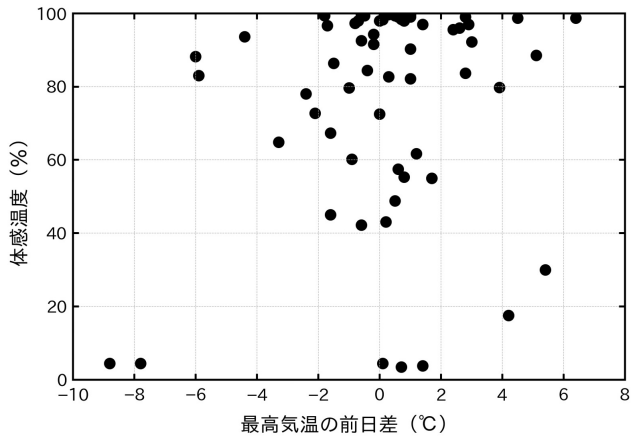


図 5 体感温度と最高気温の前日差の散布図

れるが、「暑さ」感覚の閾値の存在を散布図から確認することはできなかった。

3.3 仮説3：短期トレンドの存在 前日との気温差が大きいほど「暑さ」を感じやすくなる

人間は、ある基準からの相対的な変化を認識しやすいという特性 [5] を持つ。この特性から、「暑さ」の知覚においても、少し前に経験した「暑さ」を基準としている可能性が考えられる。馬賀ら [11] は、気温の前日差が特定の季節において体感に影響を与えることを示唆している。本研究では、クラウドソーシングから定義した体感温度が、最高気温の前日差と相関しているかどうかを検証する。

図 5 に、体感温度と最高気温の前日差の散布図を示す。最高気温の前日差が -2°C から 2°C の範囲に分布は集中しているが、相関は見られない。相関係数の値も 0.206 ($p = 0.111$) となり、相関を確認することができなかった。このことから、前日からの最高気温の変化が体感温度に及ぼす影響はほとんどないことがわかる。以上の結果から、短期トレンドの存在を確認することはできなかった。

4 モデル化

3 章における感覚特性の仮説検証の結果をまとめると、以下

の通りとなる。

仮説 1 体感温度 80%以上、90%以上の「暑さ」では、暑熱順化の影響が確認された。

仮説 2 感覚閾値の存在は確認されなかった。

仮説 3 短期トレンドの存在は確認されなかった。

これらの仮説検証により得られた知見を用い、最高気温から体感温度をモデル化する方法を検討する。

4.1 ゴンペルツ関数

図 4 の分布の形状より、ゴンペルツ関数にてモデルを表現することができると考えられる。ゴンペルツ関数は、ソフトウェアのテストで発見されるバグ数を予測するためによく用いられる関数である。ゴンペルツ関数の式は以下の形で表される。

$$P_d = \alpha e^{-\beta e^{-\gamma t_d}} \quad (1)$$

ここで P_d , t_d は、それぞれ日付 d の体感温度、最高気温を表し、 α , β , γ は推定されるパラメータを表す。両辺で自然対数を取り、 γ を固定して、以下の式に最小二乗法を用いることで、 α と β を推定できる。

$$\log P_d = -\beta e^{-\gamma t_d} + \log \alpha \quad (2)$$

最終的に、 γ の値を変えながら繰り返し推定を行うことで、評価指標が最良となったパラメータを選択する。

4.2 ロジスティック関数

図 4 の分布の形状より、一般化線形モデルの一つであるロジスティック関数にてモデルを表現できると考えられる。ロジスティック関数の式は以下の形で表される。

$$P_d = \frac{e^{\alpha t_d + \beta}}{1 + e^{\alpha t_d + \beta}} \quad (3)$$

ここで、 P_d と t_d は、日付 d の体感温度と最高気温をそれぞれ表し、 α と β は推定されるパラメータを表す。 α と β は、 P_d をロジット変換した (3) の変換式 (4) に最小二乗法を用いることで推定される。

$$\frac{P_d}{1 - P_d} = \alpha t_d + \beta \quad (4)$$

4.3 暑熱順化モデル

暑熱順化を考慮した体感温度予測を行うために、式 3 の予測結果を過去の最高気温の推移を元に補正する Algorithm 1 を提案する。なお、提案手法では、仮説検証においてゴンペルツ関数よりも高い予測精度であったロジスティック関数を用いる。この Algorithm 1 は、過去 N 日間の最高気温の平均値と体感温度を予測したい日の最高気温が、事前に定めたパラメータの範囲に含まれた場合に、体感温度を小さくするように補正する。用いるハイパーパラメータは、以下の通りとする。

- N : 過去 N 日間の最高気温を参照するためのパラメータ。
- t_s : 暑熱順化を獲得した日付を更新するかどうかを判定するためのパラメータ。
- t_{min}, t_{max} : 暑熱順化によって予測を補正するかどうかを判定するために、条件を指定するパラメータ。

Algorithm 1 暑熱順化を考慮した体感温度予測

Input: 予測したい体感温度の日付 d , 日付 d とその日から過去 N 日分の最高気温 $[t_d, t_{d-1}, t_{d-2}, \dots, t_{d-N}]$, 暑熱順化を獲得した最新の日付 d_N

Output: 日付 d の体感温度 P_d

```
1:  $t_{d-1,N} \leftarrow \text{Mean}([t_{d-1}, t_{d-2}, \dots, t_{d-N}])$ 
2: //暑熱順化の獲得・更新判定
3: if  $t_{d-1,N} \geq t_s$  then
4:    $d_N \leftarrow d - 1$ 
5: end if
6: if  $d_N$  is NULL then
7:    $P_d \leftarrow (3)$  式
8: else
9:   //暑熱順化が起きてから日付  $d$  までの日数差
10:   $d_{dif} \leftarrow d - d_N$ 
11:  //暑熱順化による体感温度の補正
12:  if  $t_{min} \leq t_d \leq t_{max}$  then
13:     $P_d \leftarrow (3)$  式  $\cdot \gamma(d_{dif}) / (1 + \gamma(d_{dif}))$ 
14:  else
15:     $P_d \leftarrow (3)$  式
16:  end if
17: end if
```

- γ : 補正の強さを調整するパラメータ.

STEP 1. 暑熱順化の獲得・更新フェーズ

まず、過去 N 日間の最高気温の平均値を計算し、変数 $t_{d-1,N}$ に代入する。次に、 $t_{d-1,N}$ がパラメータ t_s 以上の場合、変数 d_N に、日付 d の 1 日前の日付 $d-1$ を代入する。 $t_{d-1,N}$ が t_s 以上という条件は、過去 N 日間に平均して一定の「暑さ」の日が続いたことを意味しており、暑熱順化を新しく獲得するかどうかを判定している。 d_N は、暑熱順化を獲得した最新の日付を表している。 $t_{d-1,N}$ が t_s よりも小さい場合、暑熱順化を獲得できる暑い日が続かなかったことを意味し、その場合、 d_N の更新は行われない。

STEP 2. 暑熱順化による補正フェーズ

まず、変数 d_N の値が存在するかを確認し、存在した場合、変数 d_{dif} に、体感温度を予測したい日付 d から暑熱順化を獲得した最新の日付 d_N までの日数差 $d - d_N$ を代入する。暑熱順化を獲得したとしても、一定条件以上の「暑さ」を数日経験しない場合、効果が失われてしまう [2] ことがわかっている。この性質をモデルに反映させるために d_{dif} を用いる。次に、 t_d が t_{min} 以上 t_{max} 以下の場合に、式 (3) を以下のように補正する。

$$P_d = \frac{e^{\alpha t_d + \beta}}{1 + e^{\alpha t_d + \beta}} \cdot \frac{\gamma \cdot d_{dif}}{1 + \gamma \cdot d_{dif}} \quad (5)$$

これは、慣れによって緩和できる「暑さ」に限度があると考えられるため [9], 特定範囲に含まれる最高気温の予測値のみが小さくなるように設定している。

4.4 実験

この実験の目的は、暑熱順化を考慮した Algorithm 1 が気象データのみを用いた場合よりも、体感温度を精度良く予測できるかを検証することである。そのために、体感温度を目的変数とする回帰問題に取り組む。

4.4.1 設定

ゴンペルツ関数、ロジスティック関数、提案手法である Algorithm 1 の暑熱順化モデルを比較する。ゴンペルツ関数とロジスティック関数の説明変数には、最高気温の他に WBGT [3] と不快指数 [4] を用いたモデルも比較する。WBGT は、以下の式で計算される。

$$\text{WBGT} = 0.7T_w + 0.2T_g + 0.1T_d \quad (6)$$

ここで、 T_w は湿球温度、 T_g は黒球温度、 T_d は乾球温度をそれぞれ表している。WBGT は、環境省が提供している暑さ指数 (WBGT) 予測値等電子情報提供サービス⁷より、夏季の期間 (2022 年 6 月 1 日から 9 月 30 日) で取得した。取得したデータは、1 日の WBGT が 1 時間ごとに記録されていたため、1 日の最も高い WBGT をその日の WBGT として使用した。不快指数 (THI) は、以下の式で計算される。

$$\text{THI} = 0.81T + 0.01H(0.99T - 14.3) + 46.3 \quad (7)$$

ここで、 T は乾球温度、 H は湿度をそれぞれ表している。気象庁が過去の気象データ検索で提供している最高気温と相対湿度のデータを T と H に用い、1 日ごとの不快指数を算出した。

学習データには 6 月と 7 月の 61 日分を使用し、テストデータには 8 月と 9 月の 62 日分を使用した。また、暑熱順化モデルでは、6 月の 30 日分のデータを学習用、7 月の 31 日分のデータを検証用として使用した。評価指標には平均絶対誤差 (MAE) を用いた。ハイパーパラメータの探索にはグリッドサーチを行い、検証用データの評価指標の値が最も小さくなった時のパラメータを採用した。暑熱順化モデルにおけるハイパーパラメータの候補値は、以下の通りとした。

N : {2 から 14 の範囲で 1 ごとの値}

t_s : {32.0 から 37.0 の範囲で 0.1 ごとの値}

t_{min} : {28.0, 28.5, 29.0, 29.5, 30.0}

t_{max} : {31.0, 31.5, 32.0, 32.5, 33.0, 33.5, 34.0}

γ : {1 から 100 の範囲で 1 ごとの値}

暑熱順化を獲得するために数日から 2 週間程度かかる [2] ことが示唆されているため、 N の候補値は 2 から 14 までの範囲で設定し、それ以外のパラメータは、仮説検証の結果及び関数の特徴を考慮して設定した。

4.4.2 結果

表 1 に、体感温度の予測結果を示す。まず、最高気温、WBGT、不快指数のそれぞれを説明変数としたゴンペルツ関数では、訓

⁷: 環境省熱中症予防情報サイト

https://www.wbgt.env.go.jp/data_service.php

表 1 体感温度予測の評価結果. 評価指標には平均絶対誤差 (MAE) を用いた.

モデル	訓練	テスト
ゴンベルツ関数 (最高気温)	5.83	8.40
ゴンベルツ関数 (WBGT)	7.56	8.42
ゴンベルツ関数 (不快指数)	6.17	8.63
ロジスティック関数 (最高気温)	4.57	6.26
ロジスティック関数 (WBGT)	6.63	7.71
ロジスティック関数 (不快指数)	5.16	7.06
暑熱順化モデル	3.88	6.03

練データにおける MAE が 5.83, 7.56, 6.17, テストデータでは 8.40, 8.42, 8.63 となり, 最高気温の MAE が WBGT よりもわずかに小さく予測精度が最も高い結果となった. ロジスティック関数では, 訓練データにおける MAE は 4.57, 6.63, 5.16, テストデータでは 6.26, 7.71, 7.06 となり, 全体的にゴンベルツ関数よりもロジスティック関数の MAE が小さく予測精度が高い結果となった. 暑熱順化モデルでは, 訓練データで 3.88, テストデータで 6.02 となり, 今回比較したモデルの中では, MAE が最も小さくなった. 最高気温を用いたロジスティック関数と比較すると, 訓練データで 0.69, テストデータで 0.23 小さくなり, 両データにおいて MAE の改善が見られた. ハイパーパラメータの値は, $N = 9, t_s = 33.6, t_{min} = 29.5, t_{max} = 33.5, \gamma = 8$ となった.

5 考察

感覚特性の仮説検証の結果と提案手法を用いて体感温度を予測した結果から, 「暑さ」の感覚特性について分析する.

5.1 エラー分析

図 6 に, テストデータの実測値とモデルの予測値との誤差推移を示す. テストデータの予測において, 暑熱順化モデルで補正された日付は 8 月のみであったため, 8 月の誤差推移を示す. 暑熱順化モデルでは, 4 日, 17 日, 19 日, 20 日, 24 日における正の誤差がロジスティック関数の誤差よりも小さくなっていることがわかる. さらに, 暑熱順化モデルでは, 暑熱順化が発生したと考えられるタイミングで体感温度を小さく予測するように補正したにも関わらず, 負の誤差が極端に増加した日は見られない. これは, 今回提案した Algorithm 1 が暑熱順化の影響があると考えられる日に, 効果的に作用したことで, 予測精度を向上できたことを意味している. つまり, 暑熱順化による「暑さ」の感じづらさの影響を, Algorithm 1 の中である程度考慮することができたと考えられる.

一方で, 5 日, 6 日, 13 日, 28 日, 29 日の正の誤差が大きく見られる日は, 暑熱順化モデルによって補正することはできなかった. これには, 2 つの原因があると考えている. 1 つ目は, 気象の影響である. 例えば, 28 日は最高気温 28.1 °C で, 暑熱順化モデルは体感温度を 81.5% と予測した. しかし, 28 日の天気は雨で, 合計全天日射量が 4.58 と 8 月では 3 番目に低い値であった. 合計全天日射量は, 夏季の体感温度に強い影響を与

えることが示唆されており [11, 12], その結果, 体感温度の実測値が予測値よりも低くなった可能性が考えられる. 2 つ目は, S 字型の分布の特性である. 一般的に, S 字型の分布の中心付近は, 誤差が大きくなりやすいことが知られている. 今回, 予測誤差の大きい日付の最高気温は 27.7 °C から 28.8 °C の範囲であり, S 字型の分布の中心付近に位置していたため, 誤差が大きくなってしまい, 暑熱順化モデルでは補正できなかった可能性が高いと考えられる.

5.2 暑熱順化

仮説 1 の検証結果より, 暑熱順化が「暑さ」の感覚特性として存在することが示唆された. 体感温度 80% 以上の「暑さ」に対し, 暑熱順化の影響が確認されたことから, 人々は一定以上の「暑さ」に対し, 暑熱順化の影響を受けると考えられる. このことは, 暑熱順化の影響を受けたとしても, どのような「暑さ」も低減されるわけではないことを意味している. 「暑さ」が低減される最高気温の高さとしては, 図 3 の体感温度 80% 以上の条件において, 期間の前半で最高気温 28.1 °C の場合に, 割合が 1.0 となった結果から, 最高気温 28.1 °C 付近が暑熱順化で低減される「暑さ」の境界にあたると考えられる. つまり, 暑熱順化の影響を受けることで, 夏季前半の最高気温 28.1 °C 付近よりも高い最高気温で経験する「暑さ」が低減されていたと考えられる. 一方で, 今回の実験では, この低減された「暑さ」が人々にとってどのような「暑さ」であったのかまでを理解することはできなかった. その理由は, 今回定義した体感温度の値と人々が感じた「暑さ」が, どのように一致していたのかが不明であったためである. 今後, 体感温度の値に応じて人々がどのような「暑さ」を感じる傾向があるのかを調査していくことは, 重要な課題となる. これは, 応用上の観点から, 最終的に構築する「暑さ」警告システムが, 体感温度の値に応じて注意情報の発信方法を柔軟に変えていくためにも必要不可欠であると考えている. 調査方法の一つとして, 人々は Twitter 上で「暑さ」をつぶやく傾向がある [12] ことから, Twitter 上の「暑さ」に関係するつぶやきから予測される発信者の不快度と体感温度を関連付ける方法を考えている.

次に, 体感温度予測における暑熱順化モデルのハイパーパラメータの値 ($N = 9, t_s = 33.6$) より, 直近 9 日間の最高気温の平均値が 33.6 °C 以上だった場合, 暑熱順化の影響を受ける可能性が示唆された. さらに, $t_{min} = 29.5, t_{max} = 33.5$ より, 予測したい体感温度の日の最高気温が 29.5 °C から 33.5 °C の範囲の場合, 暑熱順化の影響を受ける可能性が示唆された. この結果は, 33.5 °C 以上の最高気温は強い「暑さ」を感じてしまうほどの刺激であることを意味していると考えられ, 暑熱順化の影響を受ける刺激の強さには限度があるといえる. 一方で, 今回提案したモデルにて探索したハイパーパラメータは 5 つ存在し, 候補値からグリッドサーチを行ったため, より最適解が存在する可能性は高い. 特に, 暑熱順化として補正する最高気温の範囲 t_{min}, t_{max} は, 粒度をより細かくしてしまうと, この探索だけでも計算時間が膨大になってしまう. そのため, 大域的最適解により近い解を見つけることで, 暑熱順化の厳密な特

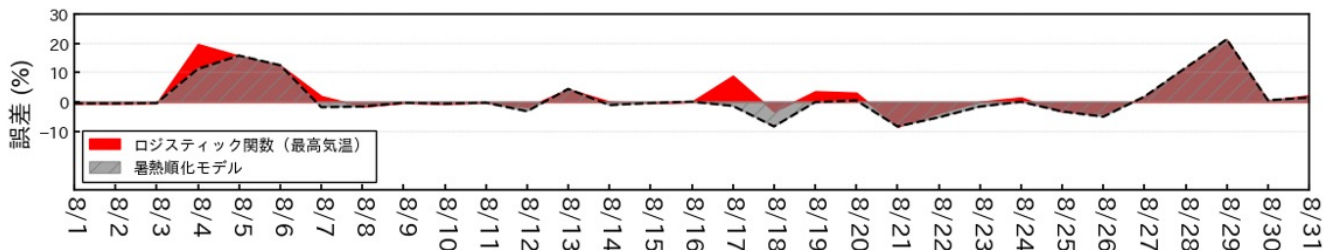


図 6 予測誤差の推移。誤差は予測値から正解値を減算した。

徴を考慮して、分析できる可能性は十分にある。

仮説 1 の検証では、6 月と 7 月の期間に分けて暑熱順化の存在を確認したが、体感温度予測の結果、より短期間に特定の「暑さ」を経験することで暑熱順化の影響が見られることがわかった。実際に、日本のように四季が見られる国では、短期暑熱順化と呼ばれる、数日から 2 週間程度で獲得できる「暑さ」の慣れが存在することがわかっている、今回は、仮説検証を行った 7 月に短期暑熱順化の条件を満たす「暑い」日が続いたことで、暑熱順化の影響が見られたと考えられる。そのため、日本で暑熱順化の影響を考慮する際には、短期的な「暑さ」の経験をモデルに取り入れることが重要であると考えられる。仮説 1 の検証結果から、最高気温 28.1 °C 以上で暑熱順化の影響を受けると考えたが、体感温度の予測結果からこの区間の「暑さ」が必ず低減されるわけではないことが確認されたため、この区間は、暑熱順化の範囲を過小評価していた可能性が考えられる。

今回の結果から、クラウドソーシングにおいて暑熱順化の影響が見られるユーザが多かったと考えられるが、質問に回答したユーザが普段どのような活動を行っていたのかまでは把握できない。暑熱順化では、日々の活動量に応じて効果が大きく変わってくること [2] が分かっている。そのため、クラウドソーシングにおけるユーザが普段どのような活動量で生活していたのかを理解できれば、暑熱順化に関して更なる知見が得られる可能性が高い。これに関しては、クラウドソーシングの質問に 1 日の活動量に関する項目を追加することで、今後分析できる可能性がある。さらに、応用上の観点から、暑熱順化の影響により「暑さ」が低減される際の状態が、人間にとって危険であるのか安全であるのかを理解する必要がある。今回の結果から、暑熱順化が生じたことで身体が「暑さ」への耐性を持ったかを確かめることは、方法上限界がある。しかし、本研究で検証した暑熱順化によって、発汗量や皮膚血流量が増加する身体の耐性を獲得しているのか、それとも身体の耐性はないが、知覚のみに「暑さ」を感じづらくなる変化が生じているのかによって、応用方法は大きく異なる。そのため、今回の暑熱順化が生じた際の人々の知覚と身体との関係性について調査していくことは、今後の課題となる。

5.3 「暑さ」感覚の閾値

仮説 2 の検証結果より、クラウドソーシングの集団という観点から「暑さ」感覚の閾値の存在を確認することはできなかった。これは、体感温度の指標を「暑い」と感じた人の割合と定

義したことに起因すると考えられる。個人に着目した場合、ある人が「暑さ」を感じる最高気温の閾値は確かに存在すると考えられるが、閾値の分布には、体質や性別、周囲の環境などの様々な要因によって、大きくばらつきが生じる。体感温度の指標を集団の「暑さ」と定義したことにより、個人ごとのばらつきが相殺され、結果として「暑さ」感覚の閾値を確認することができなかったと考えられる。一方で、散布図に対するモデルの適合具合から、体感温度の予測モデルを過度に複雑にしなくとも、ロジスティック関数やゴンペルツ関数などの単純なモデルを使うことで、ある程度精度良く表現できることが示唆された。これにより、モデルが用いるパラメータを抑えることができるため、今回のように体感温度のデータ数が極端に少ない状況でも、体感温度をモデル化できる。従って、夏季における体感温度と最高気温との大まかな関係性は、比較的容易に解釈可能であるといえる。

5.4 短期トレンド

仮説 3 の検証結果から、短期トレンドの存在は確認されなかった。この原因としては、夏季において 1 日に受ける「暑さ」を感じる刺激の強さが、時間の相対的な影響を上回るためであると考えられる。馬賀ら [11] の研究においても、夏季には前日との気温差と「暑さ」の間に関係性が見られないという結果が報告されている。ただし、今回は前日からの気温差という 1 時点のみの検証にとどまったため、複数の時点との差を考慮することで、体感温度が時間の相対的な影響を受けている可能性を詳細に分析することができると考えている。例えば、前日の特定の時間帯で区切った時点からの気温差や、2 日前、1 週間前からの気温差との関係性を見ることで、人間の「暑さ」の基準をより詳細に分析することができるかもしれない。さらに、他の季節では、短期トレンドが「暑さ」に影響している可能性は十分考えられる。馬賀らの研究 [11] では、秋と冬の「暑さ」予測において、前日からの気温差が僅かに効果のあることを示唆している。このように、季節によって体感温度に対する気象要素の影響が変化することが示唆されているため、今後、夏季以外の時期における「暑さ」や「寒さ」とどのように影響するのかを調査していくことは課題となる。

6 おわりに

本稿では、クラウドソーシングで得られた回答から、人々の「暑さ」を定量的に表す「体感温度」という指標を定義し、そ

れを用いて「暑さ」の感覚特性に関する3つの仮説を検証した。検証の結果から、仮説として挙げた感覚特性の中で暑熱順化の存在を確認し、体感温度予測において、ロジスティック関数を暑熱順化の影響を考慮して補正する暑熱順化モデルを提案した。さらに、体感温度予測の実験を通して、提案した暑熱順化モデルが、既存の体感指標を用いて体感温度を予測する場合よりも高い精度で体感温度を予測できることを確認し、体感温度予測タスクにおいて、暑熱順化を考慮することの有効性を示した。

今後の課題としては、今回作成したモデルが、他年の夏季の体感温度予測においても有効であるのかを検証することである。そのために、まずは次年の夏季において暑熱順化モデルを検証し、夏季において一貫した汎用性があることを確認する予定である。そのため、我々は現在もクラウドソーシングを通してデータ収集を継続している。さらに、今回作成したモデルを用いて地域ごとの体感温度を予測するシステムの作成も進めている。本研究のクラウドソーシングで収集した体感温度のデータは、東京都在住者を対象としたため、東京都以外の地域でも今回作成したモデルを用いて、体感温度予測を一定以上の精度で行うことができるのかを確認したいと考えている。本研究で提案した暑熱順化モデルは、暑熱順化が生じている傾向の有無を判定することができるため、日々の暑熱順化予測とともに体感温度を予測することで、人々が「暑さ」の慣れを考慮した上で体感温度を確認できるようなシステムの構築を目指している。

謝 辞

本研究は、Yahoo 株式会社共同研究費の支援を受けたものである。

文 献

- [1] Cavazzana A, Röhrborn A, Garthus-Niegel S, Larsson M, Hummel T, and Croy I. Sensory-specific impairment among older people. An investigation using both sensory thresholds and subjective measures across the five senses. *PLoS ONE*, Vol. 13, No. 8 :e0202969, 2018.
- [2] Tyler C. J, Reeve T, Hodges G. J, and Cheung S. S. The Effects of Heat Adaptation on Physiology, Perception and Exercise Performance in the Heat: A Meta-Analysis. *Sports Medicine*, Vol. 46, No. 11, pp. 1699–1724, 2016.
- [3] Yaglou C. P and Minard D. Control of heat casualties at military training centers. *Arch. Indust. Health*, Vol. 16, No. 4, pp. 302–316, 1957.
- [4] Thom E. C. The Discomfort Index. *Weatherwise*, Vol. 12, No. 2, pp. 57–61, 1959.
- [5] Forster M, Gerger G, and Leder H. Everything's Relative? Relative Differences in Processing Fluency and the Effects on Liking. *PLoS ONE*, Vol. 10, No. 8 :e0135944, 2015.
- [6] United Nations Children's Fund. The Coldest Year of the Rest of their Lives: Protecting children from the escalating impacts of heatwaves, UNICEF, New York, October 2022.
- [7] nippon.com. 熱中症の救急搬送 2 年ぶりに増加：2022 年 6-8 月に 6 万 3000 人, October 2022. <https://www.nippon.com/ja/japan-data/h01457/>.
- [8] Ministry of the Environment. Climate Change in Japan and Its Impacts, 2018. <https://www.env.go.jp/content/900449807.pdf>.
- [9] Sherwood S. C and Huber M. An adaptability limit to cli-

mate change due to heat stress. *PNAS*, Vol. 107, No. 21, pp. 9552–9555, 2010.

- [10] ウェザーニュース. 関東甲信、東海、九州南部が梅雨明け 各地で史上最短の梅雨に, June 2022. <https://weathernews.jp/s/topics/202206/250065/>.
- [11] 馬賀嵩士, 三川健太, 後藤正幸, 吉開朋弘. 気象情報と tweet データの統合的分析による体感気温の定量化とその需要予測への応用. 電子情報通信学会論文誌, Vol. J101-D, No. 7, pp. 1037–1051.
- [12] 飯田静空, 若宮翔子, 清水伸幸, 藤田澄男, 荒牧英治. つぶやきから「暑さ」を当てる～2022 夏～. 研究報告データベースシステム (DBS) , Vol. 2022-DBS-175, No. 11, pp. 1–6, 2022.