

# つぶやきから<暑さ>を当てる ～2022夏～

飯田 静空<sup>1,a)</sup> 若宮 翔子<sup>1</sup> 清水 伸幸<sup>2</sup> 藤田 澄男<sup>2</sup> 荒牧 英治<sup>1</sup>

**概要:** 人間の感覚は正確なセンサーではない。例えば、人々の周囲の環境（気温、湿度、風速など）によって体感的な<暑さ>は変化することが知られている。そのため、夏に体感する<暑さ>を正確に予測することは、熱中症予防への応用が期待される。体感的な<暑さ>の予測には、気象データから求められる客観的な体感指標がよく使われるが、個人が実際に感じる主観的な<暑さ>とは一致しない可能性がある。一方で、人は体感的に暑いと感じた際に「暑い」とつぶやく可能性が高いため、実際の<暑さ>は人々の「暑い」つぶやきからも予測することができると考えられる。そこで我々は、<暑さ>という主観的な温度を、クラウドソーシングから得られた回答とみなし、体感指標よりも「暑い」つぶやき数を考慮した方が<暑さ>を予測できるかどうかを検証する。そのために、クラウドソーシングで収集した体感的な<暑さ>のデータと Twitter から収集した「暑い」のクエリを含んだつぶやき及び気象データから作成した体感指標との相関分析を行う。さらに、つぶやきの数と体感指標から<暑さ>を推定するモデルを、回帰分析により構築する。分析の結果、「暑い」つぶやき数を体感指標と組み合わせることで、体感指標のみを使用する場合よりも高い精度で体感的な<暑さ>を予測できることがわかった。本研究は、つぶやきの数から体感的な<暑さ>を推定することに成功した初めての研究である。

**キーワード:** 体感温度, Twitter, 気象データ, ソーシャルセンサー, クラウドソーシング, 回帰分析

## 1. はじめに

人には、自身の<暑さ>に対する感覚と、身体が実際に受ける熱ストレスとの間にずれが存在する場合がある。感覚的にそれほど暑いとは感じてはいなくても、身体では<暑さ>によるダメージを無意識に受けている場合がある [1]。この<暑さ>の知覚的なずれが、夏の時期に熱中症を引き起こす要因となっている。特に、高齢な人ほど<暑さ>に対する感覚が鈍くなり、無意識に<暑さ>の影響を受けやすいため、熱中症を発症する確率が高いことが報告されている [2]。年齢以外にも、<暑さ>に対する感覚には個人差が見られるケースがある。例えば、運動の習慣がある人は、夏に近づくにつれて快適な環境温度が高まる傾向がある [1]。また、湿度の高さにより実際の気温がそれほど高くない場合でも、<暑さ>を感じやすいこともある。このように、<暑さ>の感覚は、個人の年齢や生活習慣、周囲の環境など様々な影響により変化するため、<暑さ>を自身が適切に把握することが重要となる。そのため、1日の活動を行う前に体感的な<暑さ>に対する情報を得ることは、熱中

症患者の削減に効果があると考えられる。従って、人々が実際に感じる<暑さ>を高い精度で予測、可視化することができれば、熱中症予防への応用が期待される。

これまで体感的な<暑さ>は、主に気象データを使うことで、様々な目的に応じたモデル化がなされてきた。例えば、Missenard の式 (MC) [3] や Net Effective Temperature (NET) [4] は人が実際に感じる摂氏温度を表している。また、不快指数 (Temperature-humidity index: THI) [5] や 風冷指数 (Wind Chill Index: WCI) [6] は、蒸し暑さや風による冷却度合いを定量化している。他にも、室内の快適性尺度を表す指標として  $SET^*$  [7] がある。これは、現実環境の温熱感が相対湿度 50%、着衣量 0.6clo、風速 0.1m/s、代謝量 1Met という仮想環境の温熱感と等しくなるときの気温と定義されている。また、暑熱環境下で熱中症予防を目的として作られた WGBT [8] という尺度がある。日本ではよく利用されている指標であり、環境省が熱中症予防情報サイト<sup>\*1</sup>として1日の暑さ情報を公開している。これらの指標は、実際に感じる温度または感覚を定量化している。しかし、それぞれの体感指標では定量化したい体感の意図が異なるため、日本の夏に感じる<暑さ>を推定するのに、どの指標が最も適しているのかは定かではない。ま

<sup>1</sup> 奈良先端科学技術大学院大学  
Nara Institute of Science and Technology

<sup>2</sup> ヤフー株式会社  
Yahoo Japan Corporation

a) iida.shizuku.iq0@is.naist.jp

<sup>\*1</sup> [https://www.wbgt.env.go.jp/wbgt\\_data.php](https://www.wbgt.env.go.jp/wbgt_data.php)

た、これらの体感指標は気象データという客観的な数値に基づき定量化されているため、そもそも実際に感じる<暑さ>を、精度良く推定できる指標となっているのかという疑問も生じる。

本研究では、実際に感じる<暑さ>を、人々が暑いと感じた際に起こす行動から高精度に予測できるかを検証する。一般的に、人々は暑いと感じた場合に、「暑い」とつぶやくことが多い。つまり、実際の<暑さ>に「暑い」つぶやき数が大きく相関している可能性が考えられる。我々は、実際に感じる<暑さ>の予測に Twitter 上の「暑い」つぶやき数を取り入れることで、気象データやそれに基づく体感指標のみを使う場合よりも<暑さ>を高精度に予測できるかどうかを検証する。図 1 は、我々の研究のモデルを示したものである。

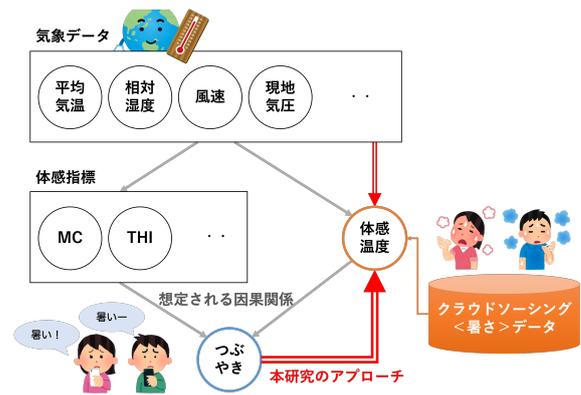
これまで、つぶやきにはユーザの意図や感情などが反映されているため、ソーシャルセンサーとして幅広い目的に利用されてきた。例えば感染症の観点では、インフルエンザ流行の予測を行った研究 [9] や COVID-19 の拡散状況を迅速に把握するためのフレームワークを提案した研究 [10]、デング熱の発生状況を可視化した研究 [11] などがある。疾患の観点では、喘息の受診数をつぶやきから予測した研究 [12] や MERS に言及するつぶやきから疾病の症状や予防策、伝播、治療法、死亡報告などの情報を抽出した研究 [13] がある。交通の観点では、道路交通情報に関連するつぶやきを利用することで 1 時間後の交通量を予測した研究 [14] がある。また、災害の分野ではつぶやきに含まれる地名を使うことで、洪水が発生した位置を推定した研究 [15] や、ハリケーンを対象に、ネットワークの中心的位置を占めるユーザの投稿が、時間的な認識の優位性を持つことを分析した研究 [16] などもある。このように、つぶやきは感染症や疾患、交通、災害状況などを把握するソーシャルセンサーとして様々な分野の応用に成功してきた。しかし、体感的な<暑さ>の予測につぶやきが有効であるのかを検証した研究は、我々の知る限り存在しない。本研究では、ソーシャルセンサーとしての「暑い」つぶやきを体感的な<暑さ>の予測に利用する方法を提案し、高精度な予測を実現できることを示す。

## 2. <暑さ>指標の定義

### 2.1 クラウドソーシングに基づく体感温度

本研究では、人々が実際に感じる<暑さ>を推定するために、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。

日々の<暑さ>に関する主観的なデータを大規模かつ継続して集めるために、我々は 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 7 月 17 日の期間における人々の体感的な<暑さ>についてのアンケート



を行った。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。図 2 はクラウドソーシングのタスク画面を表す。

- お住まいの市区町村を教えてください。  
> 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?  
> 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?  
> 「はい」か「いいえ」の選択式

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除外し、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 69.7、標準偏差 31.7、最大値 99.7、中央値 82.2、最小値 3.42 であった。

### 2.2 気象データと体感指標

人々は普段から<暑さ>の基準として、気温 (°C) を参照することが多い。しかし、人間が感じる温度は気温と完全に一致するわけではなく、様々な環境によってその感じ方が変化することが知られている。そのため、先行研究では、気象データをもとに人々の体感を表現するための指標

がいくつも考案されている [17]。代表的な体感指標の一つとして、Missennard が気温と湿度の影響を考慮した以下の式 (MC) を提案している [3]。

$$MC = T - \frac{1}{2.3}(T - 10) \left( 0.8 - \frac{H}{100} \right) \quad (1)$$

ここで、 $T$  は気温 (°C)、 $H$  は相対湿度 (%) を表す。MC は簡単に計算できる利点があるが、低温の環境の場合は湿度が体感温度に与える影響が小さいため、この式の適用は高温の場合のみに限定される。そのため、低温の環境にも適用できるように、気温と湿度に加え、風速の影響も考慮した Net Effective Temperature (NET) が提案された [4]。

$$NET = 37 - \frac{37 - T}{0.68 - 0.0014H + \frac{1}{1.76 + 1.4V^{0.75}}} - 0.29T \left( 1 - \frac{H}{100} \right) \quad (2)$$

ここで、 $T$  は気温 (°C)、 $H$  は相対湿度 (%),  $V$  は風速 (m/s) を表す。

MC や NET は、実際に感じる温度を定量化しているが、人が感じる蒸し暑さを定量化した指標として不快指数 (Temperature-humidity index: THI) がある [5]。これは、

$$THI = 0.81T + 0.01H(0.99T - 14.3) + 46.3 \quad (3)$$

という気温 ( $T$ ) と湿度 ( $H$ ) を考慮した式で計算される。不快指数がとる [0, 100] の範囲ごとに体感が定められており、例えば 85 以上の場合は「暑くてたまらない」と判定される。

冬季の凍傷や低体温症予防に利用される風冷指数 (Wind Chill Index: WCI) と呼ばれる指標は、気温 ( $T$ ) と風速 ( $V$ ) から以下のように計算される [6]。

$$WCI = (33 - T)(10.45 + 10V^{0.5} - V) \quad (4)$$

皮膚が空気に触れることによってどのくらい熱が奪われるのかを表した指標となっている。なお、他にも 1 章で紹介した  $SET^{\#}$  [7] や WGBT [8]、予測平均温冷感申告 (Predicted Mean Vote: PMV) [18] と呼ばれる指標などが存在するが、これらは気象データのみから算出することはできないため、今回は扱わない。

本研究では、上記の 4 つの体感指標 (MC, NET, THI, WCI) を気象データを用いて求める。そのために、我々は気象庁ホームページ\*2 より、2022 年 6 月 1 日から 7 月 17 日における東京都の東京気象台地点の気象データを取得した。気象データとして取得した項目は、「日平均気温 (°C)」、「日合計全天日射量 (MJ/u)」、「日平均蒸気圧 (hPa)」、「日平均風速 (m/s)」、「日平均現地気圧 (hPa)」、「日平均相対湿度 (%)」、「日平均雲量 (10 分比)」、「降水量の日合計 (mm)」の 8 項目である。

\*2 <https://www.data.jma.go.jp/gmd/risk/obsdl/index.php>



図 3: 2022 年夏の日平均気温、体感温度、つぶやき指数の推移

## 2.3 ツイートによるつぶやき指数

本研究では「暑い」つぶやき数を対数変換した指標を「つぶやき指数」と定義する。「暑い」つぶやきのデータを取得するために、TwitterAPI を使用して 2022 年 6 月 1 日から 7 月 17 日における「暑い」というクエリを含むつぶやきを取得した。このとき、同じつぶやきが含まれることを排除するために、リツイートを含むつぶやきを排除した。その後、東京都内からのつぶやきに絞るため、各つぶやきを投稿したユーザのプロフィール欄において「東京」、「都内」、「東京都」のワードを含むつぶやきだけを残した。さらに、bot のつぶやきを削除するために、つぶやき元が「Twitter for iPad」、「Twitter for iPhone」、「Twitter Web App」、「Twitter Web Client」、「Keitai Web」のつぶやきだけを残した。これらの処理を行った後、データの合計は 66,195 ツイート (平均値 1,408, 標準偏差 1,651, 最大値 6,215, 中央値 703, 最小値 126) となった。

図 3 は、我々が収集した 2022 年夏における体感温度、日平均気温、及びつぶやき指数の推移を表したグラフである。このグラフを見ると、体感温度の動きに対しつぶやき指数も同じような変動を示していることが伺える。つまり、人々は暑いと感じた際に「暑い」とつぶやく傾向が、グラフから確認される。そのため、つぶやき指数から体感温度を予測することが可能だと考えられる。このつぶやき指数を使うことで、代表的な体感指標を使うよりも体感温度を高精度に予測することができるかどうかを明らかにする。

## 3. 手法

### 3.1 相関分析

我々はまず、代表的な体感指標及びつぶやき指数が体感温度に合致するかどうかを調べる。そのために、日平均気温、MC, NET, THI, WCI 及びつぶやき指数の指標を比較する。これらの比較には、各指標と体感温度との散布図、及び Pearson の相関係数の大きさを確認する。

### 3.2 推定

次に、説明変数として体感指標及び気象データ、つぶやき指数を含めた回帰分析により 3 つのモデルを構築する。

## 単回帰モデル

日平均気温、体感指標 (MC, NET, THI, WCI) 及びつぶやき指数から単回帰分析によって、指標単体のみを説明変数としたモデルである。

## 気象データモデル

気象データを考慮した重回帰モデル (気象データモデルと呼ぶ) である。この説明変数には、気象庁から取得した「日平均気温 (°C)」、日合計全天日射量 (MJ/u)、「日平均蒸気圧 (hPa)」、日平均風速 (m/s)、「日平均現地気圧 (hPa)」、日平均相対湿度 (%)、「日平均雲量 (10 分比)」、「降水量の日合計 (mm)」の 8 項目に加え、「日平均気温の前日差 (°C)」からなる計 9 項目を用いる。

## 気象データ+つぶやきモデル

気象データモデルで考慮した項目に対し、つぶやき指数も説明変数に加えた、我々が提案する重回帰モデル (気象データ+つぶやきモデルと呼ぶ) である。

目的変数である体感温度は、割合 (%) を表すため、回帰分析の前提を満たさない。そのため、以下の式で表されるロジット変換を行い、区間を実数全体に調整する。

$$Z = \log \left( \frac{Y}{1-Y} \right) \quad (5)$$

## 4. 実験

### 4.1 設定

2022 年 6 月 1 日から 7 月 17 日までの 47 日分のデータを使用し、期間の前半と後半を 2:1 の比率で訓練用とテスト用に分割した。評価指標には、自由度調整済み決定係数 ( $R^2$ ) を用い、テスト用のデータから算出することでモデルを評価した。体感指標及びつぶやき指数から単回帰分析により構築した単回帰モデル、気象データから重回帰分析により構築した気象データモデル、気象データとつぶやき指数から構築した気象データ+つぶやきモデルを比較する。

気象データモデルの変数選択は、はじめに Variance Inflation Factor (VIF) を算出し、10 より大きい変数がなくなるまで削除を繰り返すことで多重共線性の可能性を排除した。その後、変数減少法による変数選択を行い、最大 3 つまで有意な変数を選択した。気象データ+つぶやきモデルにおいては、気象データモデルで選択された予測に強い影響を及ぼすと考えられる気象変数群とつぶやき指数との 4 変数の組み合わせ全てを重回帰分析によりモデル化し、評価指標の最も高いモデルを最終的なモデルとして選択した。相関分析及び説明変数の帰無仮説に対する p 値の有意水準は、 $p < .05$  とした。

### 4.2 実験結果

まず、日平均気温、4 つの体感指標及びつぶやき指数を体

感温度 (logit 変換後) との散布図、相関係数の値で比較した結果を報告する。図 4 の散布図を見ると、どの散布図も直線上にデータが集中していることがわかる。日平均気温との相関係数は 0.947 ( $p < .001$ ) であり、日平均気温を考慮した MC, NET, THI の指標を使った相関係数はそれぞれ 0.915 ( $p < .001$ ), 0.921 ( $p < .001$ ), 0.917 ( $p < .001$ ) とほぼ同じ値であった。WCI の相関係数は、-0.935 ( $p < .001$ ) であり、MC, NET, THI と比較すると絶対値は大きくなった。日平均気温のみに比べ、日平均気温を考慮した体感指標の方が相関が小さくなる結果となった。一方で、つぶやき指数を用いた相関係数は、0.962 ( $p < .001$ ) となり、今回比較した指標の中で一番強い相関を示した。この結果は、「暑い」とつぶやく行動から体感温度を高精度に予測できるという我々の仮説を裏付けている。

次に、回帰分析により体感温度を予測した結果を報告する。表 1 は、構築した回帰モデルの説明変数と回帰係数の値 (重回帰モデルは標準偏回帰係数)、p 値、VIF、 $R^2$  の値を示している。単回帰分析の結果、日平均気温を使ったモデルの  $R^2$  が 0.939 と最高の値を示した。つぶやき指数を使ったモデルの  $R^2$  は 0.938 であり、わずかに日平均気温に届かない結果であったが、日平均気温とほぼ同じ予測力を示した。気象データモデルで最終的に選択された 3 つの説明変数は日平均気温 (°C)、日合計全天日射量 (MJ/u)、日平均相対湿度 (%) であった。各変数の回帰係数は有意な値となっており、VIF の値から多重共線性による影響は小さいと考えられる。 $R^2$  の値は 0.944 となり、回帰というタスクにおいては極めて高い値となった。一方で、気象データモデルで選択された説明変数とつぶやき指数を考慮した気象データ+つぶやきモデルでは、説明変数に日平均気温 (°C)、つぶやき指数の 2 つを使用したモデルの  $R^2$  が 0.971 で最高の値を示した。この結果は、気象データモデルよりも 0.027 大きな値である。

結果として、我々の提案する「暑い」つぶやきを使った方法が、気象データのみから予測する方法よりも優れていたことが確認された。しかし、気象データ+つぶやき指数の VIF の値は 15.9 となっており、多重共線性が生じている可能性があるため、回帰係数の値の信頼性に欠ける可能性が高い。そのため、説明変数の重要度を、回帰係数の値から判断することは難しいことに注意していただきたい。

### 4.3 考察

今回の結果では、夏の時期の体感温度を最も予測できる指標は日平均気温とつぶやき指数を使った予測であった。これらの指標の有効性について考察する。

まず、日平均気温について、実験結果では日平均気温と体感温度との相関係数は、他の気象データからなる体感指標と比較すると最も高い値を示した。さらに、今回比較した日平均気温を使った気象データモデルと気象データ+つ

表 1: 体感温度予測の結果

モデル	説明変数	回帰係数	p 値	VIF	R <sup>2</sup>
単回帰モデル	日平均気温	0.975	p<.001		0.939
	MC	0.972	p<.001		0.855
	NET	0.968	p<.001		0.857
	THI	0.975	p<.001		0.854
	WCI	0.965	p<.001		0.903
	つぶやき指数	0.965	p<.001		0.938
気象データモデル	日平均気温	0.846	p<.001	2.36	0.944
	日合計全天日射量	0.282	p=.002	5.38	
	日平均相対湿度	0.145	p=.035	3.45	
気象データ+つぶやきモデル	日平均気温	0.652	p<.001	15.9	0.971
	つぶやき指数	0.335	p=.038	15.9	

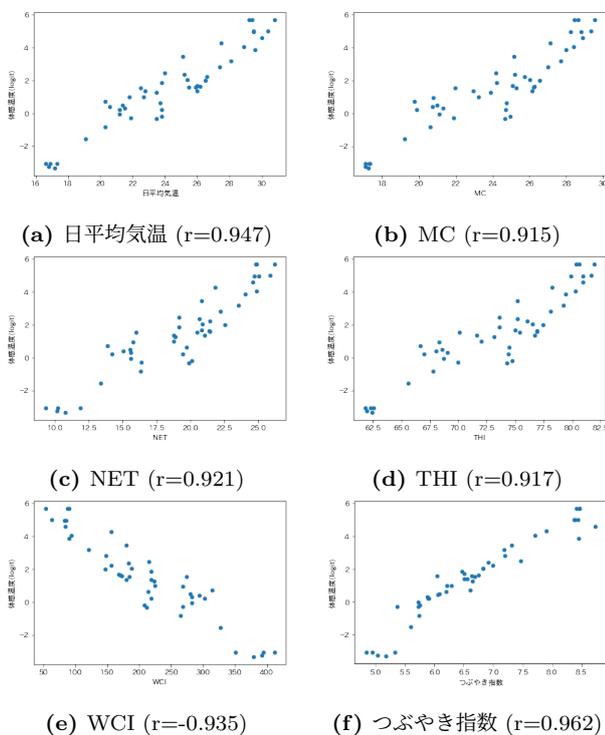


図 4: 日平均気温, MC, NET, THI, WCI, つぶやき指数と体感温度 (logit 変換後) の散布図. 縦軸は体感温度, 横軸は各指標, r は相関係数を表す.

ぶやきモデルの予測結果も一貫して高い精度を示していたことがわかる. また, 気象データモデルにおける日平均気温の回帰係数の値が 0.846 と, 日平均気温が全気象データの中で体感温度の予測に一番影響力を及ぼしていたことも伺える. これらより, 気象データからなる指標の中では日平均気温が最も体感温度の予測に優れた指標であることがわかる. この結果は, 夏に体感する<暑さ>に気温が関係するという我々の直感に合う結果となった.

一方で, 日平均気温とそれ以外の要因を考慮した体感指標では, 日平均気温よりも相関係数が小さかった. さらに, 気象データモデルの日合計全天日射量, 日平均相対湿度の

回帰係数の値も, 日平均気温の係数よりかなり小さい. 先行研究では体感的な暑さの要因に, 気温に加えて風速や湿度, 放射が関係することがわかっている [17] が, 今回の結果ではそれに反し, 他の要因を考慮した体感指標が日平均気温よりも体感温度に合わない結果となった. このような結果になった要因としては, 次の 2 つが考えられる. 1 点目は, 夏の時期における日本人の体感温度は, 気温とほとんど一致している可能性があることである. 気温が高ければ, それ以外の要因がほとんど影響しなくなり, 結果として気温の高さだけが体感温度に影響を及ぼしたと考えられる. 2 点目は, 体感温度を求めるためにクラウドソーシングを利用したことである. 今回のクラウドソーシングでは, 暑いと感じた日に主にユーザがどこにいたのかを尋ねたが, 居住地域と滞在地域が一致したユーザの割合が, 収集期間で平均 76.7%であった. ここから, クラウドソーシングに参加したユーザは, 主に自宅かその周辺に滞在し, 室内で生活することが多かったと考えられる. この影響により, 今回は日平均気温以外の気象の影響が小さくなったのではないかと考えられる.

次に, つぶやき指数についてだが, 体感温度との相関係数は, 比較した体感指標と比べて最も高い値 (0.962) を示した. また, 日平均気温と組み合わせた気象データ+つぶやきモデルの結果は, 気象データモデルよりも予測精度が高かった. つまり, つぶやき指数は体感温度の予測に適した指標であることが分かる. これは, 人々が暑いと感じたときに「暑い」とつぶやくという体感的な暑さ>とそれに伴う行動の関係性を示唆している. 注意点として, 今回は回帰モデルを構築しただけであるため, この因果関係を保証しているわけではない. しかし, 今回の結果は体感温度と「暑い」とつぶやくという行動が関係することを少なからず示唆している.

## 5. まとめ

本研究では、人々の体感的なく暑さ>を予測するために、クラウドソーシングから得られたデータを使うことで、その日に暑いと感じた人の割合である「体感温度」という指標を導入した。さらに、高精度に体感温度を予測するために、Twitter上の「暑い」つぶやき数の対数をつぶやき指数と定義し、体感的な暑さに基づく行動である「暑い」というつぶやきを利用した新たな予測方法を提案した。実験の結果、体感温度の予測に日平均気温とつぶやき指数を組み合わせることで、気象データの指標のみから予測するよりも高精度に体感温度を予測できることを示した。

今回の研究では、2022年の夏という短期間且つ限定的な時期におけるデータから体感温度を予測した。そのため、今回の結果のみからどのような場合でもつぶやき指数が体感温度の予測に対して真に効果的であることを、断定することができない。また、今回の体感温度のデータは夏という一貫して暑いと感じやすい期間に収集したため、体感温度の記述統計量として平均値が高く、分散が小さくなった。そのため、体感温度の予測精度はモデル全体において高い傾向となった。しかし、今後季節の変わり目や冬の時期を通した分析を行っていくことで、つぶやきと気象データの間に体感温度への影響力の差異をより明確にできると考えている。従って、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。

今後の研究として、まず今回使用したベースラインとなる重回帰分析以外の方法でモデル化を行うことが考えられる。今回のデータは、暗黙に独立同一分布に従うと仮定したため、時間の影響を考慮しなかった。そのため、時系列回帰として時間を考慮したモデル化や近年高い精度を示しているLSTMなどのニューラルネットワークを使用した方法が考えられる。また、今回の研究では、恣意的に「暑い」というつぶやきが体感温度に最も適したつぶやきであると仮定した上で予測を行った。そのため、これ以外の様々なつぶやきを使った予測方法も考えられる。例えば、夏の時期では「アイス」や「海」のように、「アイスを食べる」、「海で泳ぐ」といった体感温度を下げる行動に関連したつぶやきが、体感的な暑さをより説明できる可能性がある。今後の研究の方向性として、「暑い」以外のつぶやきから体感温度をモデル化することで、体感温度と人間の行動の関係性を明らかにすることができると考えている。

## 参考文献

- [1] 賀川雅人：不快感なくとも危険な場合も 熱中症予防の注意点, 日本経済新聞(オンライン), 入手先 (<https://style.nikkei.com/article/DGXZD044863820R10C12A8MZ4001/>) (参照 2022-07-21).
- [2] 総務省消防庁：令和3年(5月から9月)の熱中症によ

- る救急搬送状況. [https://www.fdma.go.jp/disaster/heatstroke/items/heatstroke\\_geppou\\_2021.pdf](https://www.fdma.go.jp/disaster/heatstroke/items/heatstroke_geppou_2021.pdf).
- [3] Missenard, A.: On Thermally Equivalent Environments., *Journal of the Institution of Heating and Ventilating Engineers*, Vol. 27, pp. 231-7 (1959).
- [4] Hentschel, G.: human biometeorology classification of climate for large and local scales, *Proc. WMO/HMO/UNEP Symposium on Climate and Human Health, World Climate Applications Programme No.1*, pp. 120-138 (1987).
- [5] Thom, E. C.: The Discomfort Index, *Weatherwise*, Vol. 12, No. 2, pp. 57-61 (1959).
- [6] Woodson, W. E., Tillman, B. and Tilman, P.: *Human Factors Design Handbook: Information and Guidelines for the Design of Systems, Facilities, Equipment, and Products for Human Use*, McGraw-Hill Education (1992).
- [7] Gagge, A. P., Fobelets, A. P. and Berglund, L.: A standard predictive index of human response to the thermal environment, *ASHRAE Trans*, Vol. 92.
- [8] 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).
- [9] Aramaki, E., Maskawa, S. and Morita, M.: Twitter Catches The Flu: Detecting Influenza Epidemics using Twitter., *Proc. Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP2011)*, pp. 1568-1576 (2011).
- [10] Rashid, M. T. and Wang, D.: CovidSens: a vision on reliable social sensing for COVID-19, *Artificial Intelligence Review*, Vol. 54, pp. 1-25 (2021).
- [11] Sousa, L., Mello, R., Cedrim, D., Garcia, A., Missier, P., Uchôa, A., Oliveira, A. and Romanovsky, A.: VazaDengue: An information system for preventing and combating mosquito-borne diseases with social networks., *Information Systems*, Vol. 75, pp. 26-42 (2018).
- [12] Ram, S., Zhang, W., Williams, M. and Pengetnze, Y.: Predicting asthma-related emergency department visits using big data., *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, Vol. 19, No. 4, pp. 1216-1223 (2015).
- [13] Rudra, K., Sharma, A., Ganguly, N. and Imran, M.: Classifying Information from Microblogs during Epidemics., *Proc. 2017 International Conference on Digital Health*, pp. 104-108 (2017).
- [14] Essien, A., Petrounias, I., Sampaio, P. and Sampaio, S.: A deep-learning model for urban traffic flow prediction with traffic events mined from twitter, *World Wide Web Internet and Web Information Systems*, Vol. 24, pp. 1345-1368 (2021).
- [15] Arthur, R. and Boulton, C. A.: Social sensing of floods in the UK, *PLoS ONE*, Vol. 13, No. 1 :e0189327 (2018).
- [16] Kryvasheyev, Y., Chen, H., Moro, E., Hentenryck, P. V. and Cebrian, M.: Performance of social network sensors during hurricane Sandy., *PLoS ONE*, Vol. 10, No. 2 :e0117288 (2015).
- [17] 大橋唯太：温熱指標(新用語解説), 天気, Vol. 57, No. 1, pp. 57-59 (2010).
- [18] Fanger, P. O.: *Analysis and Applications in Environmental Engineering, Copenhagen*, Danish Technical Press. (1970).