

# ウェアラブルデバイスを用いた深部体温の予測モデルの構築 —熱中症罹患リスクのリアルタイム評価法の開発を目指して—

早稲田大学 渡邊 裕 宣  
(共同研究者) 同 永 島 計

## Predictive Model for Core Body Temperature Using Wearable Devices

by

Hironori Watanabe, Kei Nagashima  
*Institute for Energy and Environmental system,  
Sustainable Energy & Environmental Society Open Innovation Research Organization,  
Waseda University*

### ABSTRACT

Continuous monitoring of core body temperature ( $T_{\text{core}}$ ) is essential for preventing heatstroke, yet traditional methods for measuring and predicting  $T_{\text{core}}$  encounter challenges in practical applications. This study aimed to develop a novel  $T_{\text{core}}$  prediction model integrating variables such as forearm skin temperature ( $T_{\text{forearm}}$ ) and physiological (heart rate, exercise duration), environmental (ambient temperature, humidity), and individual parameters (gender, body mass index). From 12 young adult participants, a predictive model for ear canal temperature ( $T_{\text{ear}}$ ) as an index of  $T_{\text{core}}$  was formulated through multiple regression analysis of all variables in a controlled hot environment with an ambient temperature of 35°C and relative humidity of 60%, during multi-stage treadmill exercise. The concordance between measured and predicted  $T_{\text{ear}}$  in both experiments was assessed by calculating the intraclass correlation coefficient ( $\text{ICC}_{2,1}$ ) and bias using Bland-Altman plot analysis. A preliminary multiple

regression model was established, and by refining the model around the inflection point where thermoregulatory responses became significant ( $T_{\text{ear}} = 37.5^{\circ}\text{C}$ ), prediction accuracy was enhanced ( $\text{ICC}_{2,1} = 0.968, P < 0.001; \text{Bias} = 0.001$ ). Prediction accuracy varied among participants, with  $\text{ICC}_{2,1}$  ranging from 0.861 to 0.995 (all  $P < 0.001$ ) and bias ranging from  $-0.136$ – $0.097$ . These findings suggest that the prediction model incorporating  $T_{\text{forearm}}$  and other relevant parameters may be valid for real-time  $T_{\text{core}}$  monitoring.

#### キーワード

重回帰分析, 脳温, 耳内温, 皮膚温, スマートウォッチ

#### Keyword

multiple regression analysis, brain temperature, ear canal temperature, skin body temperature, smartwatch

#### 要 旨

熱中症予防には深部温 ( $T_{\text{core}}$ ) のモニタリングが重要であるが, 従来の  $T_{\text{core}}$  測定および予測モデルには限界がある. 本研究では, スマートウォッチ型ウェアラブルセンサーへのモデル搭載を最終目標として, 前腕皮膚温 ( $T_{\text{forearm}}$ ) と生理 (心拍数, 運動時間)・環境 (環境温度, 湿度), 個人パラメーター (性別, 体格指数) を変数とした新しい  $T_{\text{core}}$  予測モデルを開発することを目的とした. 若齢成人12名を対象とし,  $T_{\text{core}}$  の指標として耳内温 ( $T_{\text{ear}}$ ) の予測モデルを, 環境温度  $35^{\circ}\text{C}$ , 相対湿度60%の管理された暑熱環境下での多段階トレッドミル運動において各変数を重回帰分析に投入し, モデルを開発した. 実測  $T_{\text{ear}}$  と予測  $T_{\text{ear}}$  の一致度は, 級内相関係数 ( $\text{ICC}_{2,1}$ ) と Bland-Altman プロット解析による Bias を算出し評価した. 重回帰モデルを暫定的に構築し, 体温調節反応の変化が顕著となった  $T_{\text{ear}} = 37.5^{\circ}\text{C}$  の変曲点前後でモデルを再構築することで予測精度が向上した ( $\text{ICC}_{2,1} = 0.968, P < 0.001; \text{Bias} = 0.001$ ). 各対象者のパラメーターをモデル式に当てはめる

と,  $\text{ICC}_{2,1}$  は  $0.861$ – $0.995$  (all  $P < 0.001$ ), Bias は,  $-0.136$ – $0.097$  の範囲であった. これらの結果は,  $T_{\text{forearm}}$  を用いた予測モデルが  $T_{\text{core}}$  のリアルタイムセンシングに一定の実用的なアプローチとなる可能性を示唆している.

#### 序 論

暑熱環境下における身体活動は熱中症の罹患リスクを上昇させる. 深部体温 ( $T_{\text{core}}$ ) の過度な上昇は, 身体臓器の中でも熱に脆弱な脳の機能に支障をきたし, 重篤な健康被害となる場合もある<sup>1-3</sup>). 熱波は環境災害の中で最たる死亡原因であり<sup>4,5</sup>). 今後数十年でその頻度, 強度, 時間が増加することは確実視されている<sup>6,7</sup>). そのため, 熱中症の罹患リスクの回避には,  $T_{\text{core}}$  の上昇を早期に同定する技術の開発が重要である<sup>8</sup>).

食道温や直腸温などの従来の  $T_{\text{core}}$  測定は高精度であるが侵襲的であるため, 研究や臨床以外での実用性に乏しい. 近年, 大脳に血液を供給する内頸動脈からの輻射熱より  $T_{\text{core}}$  を同定する耳内温 ( $T_{\text{ear}}$ ) 測定デバイスが開発され, その妥当性も立証されている<sup>9</sup>). しかし, 使用時に片耳が閉塞さ

れるため、特定の状況では使用が制限される。したがって、より効率的かつ非侵襲的な  $T_{core}$  の測定あるいは予測技術の開発が望まれる。

皮膚温 ( $T_{skin}$ ) は  $T_{core}$  を予測する際のパラメーターの1つである<sup>10)</sup>。また、環境からの影響を最小限に抑えるためセンサーを被覆し計測された  $T_{skin}$  は、予測精度を向上させる<sup>11)</sup>。そのため、被覆  $T_{skin}$  を説明変数の1つとした  $T_{core}$  予測モデルが開発されている<sup>12-15)</sup>。しかし、既存の複数モデルには、環境温、放射熱、相対湿度 (RH)、風速などの環境パラメーターにくわえ、 $T_{skin}$  を含む生理パラメーターを導出する複数のセンサーの貼付が必要であった。より実用性を高めるため、Eggenbergerらは心拍数 (HR) と肩甲骨付近の被覆  $T_{skin}$  を説明変数とし、直腸温を予測する最小変数モデルを提案した<sup>16)</sup>。本モデルは従来の多変数モデルより現実的である一方、実測値と予測値には乖離がみられる。この乖離は、環境および生理パラメーターにくわえ、個人パラメーター (体力レベル、体組成、年齢、性別など) が組み込まれていないことに起因すると考えられている<sup>16)</sup>。また、肩甲骨付近の  $T_{skin}$  測定は日常的な使用を考慮すると改良の余地がある。

近年のスマートウォッチ技術の進歩により、生理および環境パラメーターの連続測定が可能となった。特定のスマートウォッチには、前腕部の  $T_{skin}$  ( $T_{forearm}$ ) を測定できるセンサーが搭載されている。また、時計自体が測定部位を覆うため、測定される  $T_{forearm}$  は被覆  $T_{forearm}$  とみなすことができる。したがって、この  $T_{forearm}$  に加え、生理・環境・個人パラメーターを変数とした数理モデルを構築することで、より精確かつ実用的な  $T_{core}$  予測モデルや機器開発が可能になると考える。そこで、本研究ではまず、実験室レベルで  $T_{core}$  の指標である  $T_{ear}$  を目的変数とし、 $T_{forearm}$  および生理 (心拍数 (HR)、運動時間)・環境 (環境温、湿度)・個人パラメーター (性別、体格指数 (BMI)

) を説明変数とした新たな  $T_{core}$  予測モデルを開発することを目的とした。我々は、予測  $T_{ear}$  が実測  $T_{ear}$  と高い一致度を示し、高い実用性を示すと仮説立てた。

## 1. 方法

### 1. 1 対象者

健康な若齢成人12名 (男性6名、女性6名；年齢  $21 \pm 1$  歳；身長  $164 \pm 8$  cm；体重  $54.4 \pm 7.9$  kg) を対象とした。暑熱順化に関連する交絡因子を最小限に抑えるため10月 (秋) から12月 (冬) の期間に実施した。本研究のすべてのプロトコルはヘルシンキ宣言を遵守し、早稲田大学の人を対象とする研究に関する審査委員会の承認を得て実施した (承認番号：2023-212)。すべての対象者から実験参加前にインフォームドコンセントを得て、実験を行った。

### 1. 2 実験手順

対象者は排尿後にヌード体重と身長を測定した。その後、対象者は下着、Tシャツ、短パン、靴下に着替え、前室 (室温  $26^{\circ}\text{C}$ ) で20分間座位安静にした。そして、対象者は室温  $35^{\circ}\text{C}$ 、相対湿度60%に設定された人工気候室 (TBR-12H, Espec, Osaka, Japan) 内で10分間の座位安静後、多段階トレッドミル運動を行った。プロトコルは、3 km/h の10分間の運動から開始し、その後10分ごとに0.5 km/h ずつ速度を増加させた。なお、運動終了の基準は、対象者が疲労困憊を訴えた場合、または  $T_{ear}$  が  $38.5^{\circ}\text{C}$  を超えた場合とした。この基準に従い、対象者1名が45分、9名が60分、1名が65分、1名が70分で運動を終了した。

### 1. 3 データ取得

#### 1. 3. 1 説明変数

性別の変数は、男性を1、女性を2として設定した。また、BMIは、ヌード体重 (kg) を身長

(m) の2乗で除して算出した。HRは左腕のスマートウォッチ型ウェアラブルセンサー (Mulisiten; Toshiba, Tokyo, Japan) を用いて1分間隔で測定した。安静時HRは個人間で異なるため、HR関連変数を次のように算出した：

$\Delta \text{HR} = \text{運動中のHR} - \text{前室での座位安静中のHR}$   
 運動強度 =  $\Delta \text{HR} / (220 - \text{年齢} - \text{運動中のHR}) \times 100 (\%)^{17}$ 。T<sub>forearm</sub>は右腕に設置した温湿度ロガー (iButton Hydrochron; Maxim, Dallas, USA) を用いて測定した。皮膚温センサーを搭載したスマートウォッチを模擬するため、ロガーは背面部をくり抜いた時計により覆った。対象者の周囲環境温と湿度は、スマートウォッチ型ウェアラブルセンサー (Mulisiten; Toshiba) を用いて1分間隔で測定した。

### 1. 3. 2 目的変数 (T<sub>ear</sub>)

T<sub>ear</sub>は耳内温計 (VTB01; Vitarate, Tokyo, Japan) を用いて連続測定した<sup>9)</sup>。耳孔は医療用フィルムで覆った。T<sub>ear</sub>はタブレット端末 (iPad Pro; Apple, Cupertino, USA) のアプリケーション (Thermologger; Vitarate, Tokyo, Japan) を用いてBluetooth経由で30秒ごとに記録し、解析時に1分間隔で平均化した。

### 1. 4 データ処理

前処理として、各パラメーターにおいて欠損値があった場合、当該時点の1分前のデータを用いて置換した。ただし、欠損値の数は全データの1%未満であった。その後、説明変数と目的変数を用いた強制投入法による重回帰分析を行い、暫定的なT<sub>ear</sub>予測モデルを作成した。暫定的な予測モデルの精度を向上させるため、説明変数間の多重共線性を評価する分散拡大係数 (VIF) を求めた。高VIF (> 10) を示した変数を削除し、すべての説明変数のVIFが10以下になるまでプロセスを繰り返した。その結果、HRと運動強度を除外したモデルが作成された。しかし、実測T<sub>ear</sub>

と予測T<sub>ear</sub>の一致度を解析したところ、37.5℃前後で系統誤差がみられた (結果参照)。そのため、37.5℃前後で初期予測モデルと同じ説明変数を用い、2つの最終予測モデルを作成した。予測T<sub>ear</sub>の精度は、初期および最終予測モデルを用い、全対象者から得られた全時点データによる実測T<sub>ear</sub>と予測T<sub>ear</sub>の級内相関係数 (ICC<sub>2,1</sub>) より評価した。さらに、最終予測モデルでは、対象者ごとのICC<sub>2,1</sub>を計算した。実測T<sub>ear</sub>と予測T<sub>ear</sub>の差を視覚化するため、Bland-Altmanプロット解析を用い、平均差 (Bias) と一致限界を算出した<sup>18)</sup>。

## 1. 5 統計解析

T<sub>ear</sub>予測モデルはEZR on R commander (version 1.68) を用いて開発した。ICCはSPSSソフトウェア (SPSS Statistics 29; IBM Corp., Armonk, NY, USA) を用いて解析し、Bland-AltmanプロットはOriginソフトウェア (OriginPro; Lightstone, Tokyo, Japan) を用いて作成した。統計的有意水準はP < 0.05とした。

## 2. 結果

37.5℃の変曲点を考慮しない予測モデルは以下の式で表される。

$$\text{予測T}_{\text{ear}} (\text{℃}) = 0.04244 \times \text{環境温度} + 0.00234 \times \text{湿度} + 0.06806 \times \text{性別} + 0.00664 \times \text{BMI} + 0.01843 \times \text{運動時間} + 0.04673 \times \text{T}_{\text{forearm}} + 0.00005 \times \Delta \text{HR} + 33.15000$$

初期予測モデルのICC<sub>2,1</sub>は0.900 (P < 0.001) であった。さらに、Bland-Altmanプロット解析では、Bias (= 0.003) が示され、プロットの大部分が一致限界内 (-0.360 [-1.96 SD] から -0.367 [1.96 SD]) に収束した。一方、37.5℃未満では逆比例誤差、37.5℃以上で比例誤差がみられた。37.5℃の変曲点を考慮した予測モデルは以下の式で表された (図1A)。

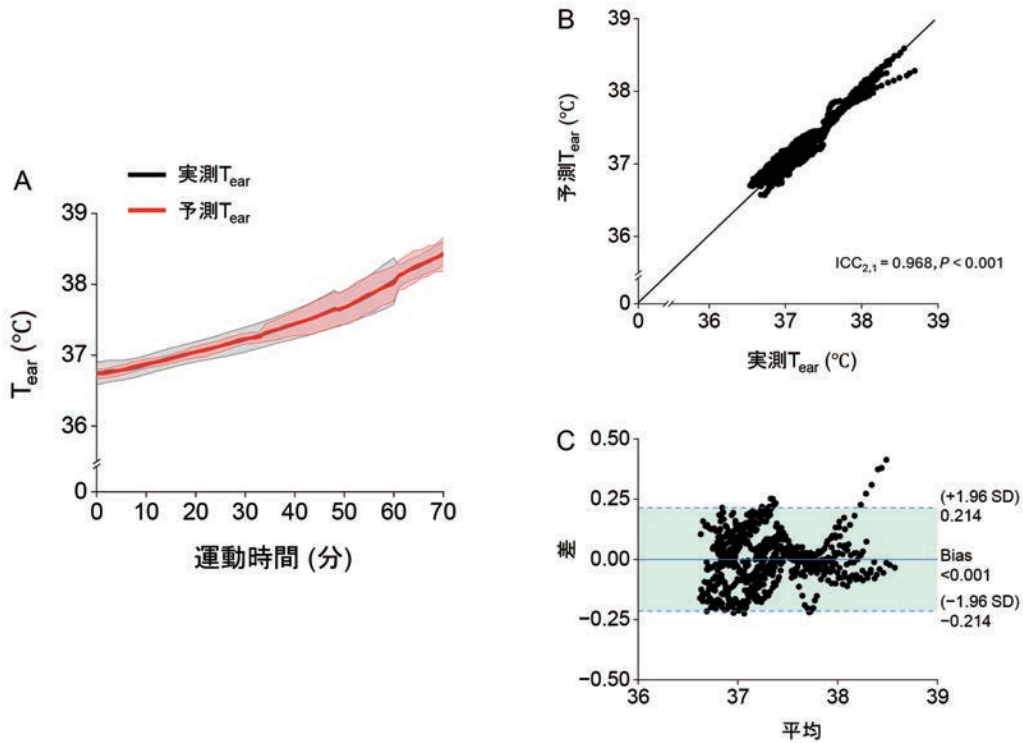


図1 A, 実測T<sub>ear</sub> (黒) と37.5°Cの変曲点を組み込んだ予測T<sub>ear</sub> (赤) の時系列データ. 実線は平均値, 薄色の領域は標準偏差を示す. B, 実測T<sub>ear</sub>と予測T<sub>ear</sub>間の級内相関係数 (ICC). C, 実測T<sub>ear</sub>と予測T<sub>ear</sub>を比較したBland-Altmanプロット. 実線は2つの値の平均差を表し, 破線は95%一致限界 (平均差 ± 1.96 SD) を示す. 点はすべての対象者から得られた時点データを示す.

T<sub>ear</sub> < 37.5°Cの場合,

$$\begin{aligned} \text{予測 } T_{\text{ear}} (\text{°C}) = & 0.01212 \times \text{環境温度} + 0.01290 \\ & \times \text{湿度} + 0.02998 \times \text{性別} + 0.00234 \times \text{BMI} + 0.01126 \\ & \times \text{運動時間} + 0.06092 \times T_{\text{forearm}} - 0.00236 \times \Delta \text{HR} \\ & + 33.31277 \end{aligned}$$

T<sub>ear</sub> ≥ 37.5°Cの場合,

$$\begin{aligned} \text{予測 } T_{\text{ear}} (\text{°C}) = & -0.12724 \times \text{環境温度} - 0.01029 \\ & \times \text{湿度} + 0.042327 \times \text{性別} + 0.04008 \times \text{BMI} + 0.03118 \\ & \times \text{運動} \\ & \text{時間} + 0.01063 \times T_{\text{forearm}} + 0.00230 \times \Delta \text{HR} \\ & + 41.40534 \end{aligned}$$

最終予測モデルのICC<sub>2,1</sub>は0.968に増加した (P < 0.001; 図1B). くわえて, Bland-Altmanプロット解析では, Biasが減少した (= 0.001; 図1C). さらに, 初期モデルにおいて確認された系統誤差はみられなかった. また, 各対象者のパラメーター

を本モデル式に当てはめると, ICC<sub>2,1</sub>は0.861–0.995 (all P < 0.001; 図2), Biasは, –0.136–0.097の範囲であった (図3).

### 3. 考察

#### 3.1 主知見

本研究では, T<sub>forearm</sub>に生理・環境・個人パラメーターを組み込んだT<sub>core</sub>予測モデルを実験室レベルで開発した. その結果, モデルにT<sub>ear</sub>37.5°Cの変曲点を組み込むことで, 実測T<sub>ear</sub>とのICC<sub>2,1</sub>が0.968と高い一致度を示し, Bland-Altmanプロット解析においても低いBiasが得られた.

#### 3.2 37.5°Cの変曲点を考慮する必要性

実測T<sub>ear</sub>と予測T<sub>ear</sub>の間で観察された誤差に基づき, 37.5°Cの変曲点をモデルへ組み込んだ. こ

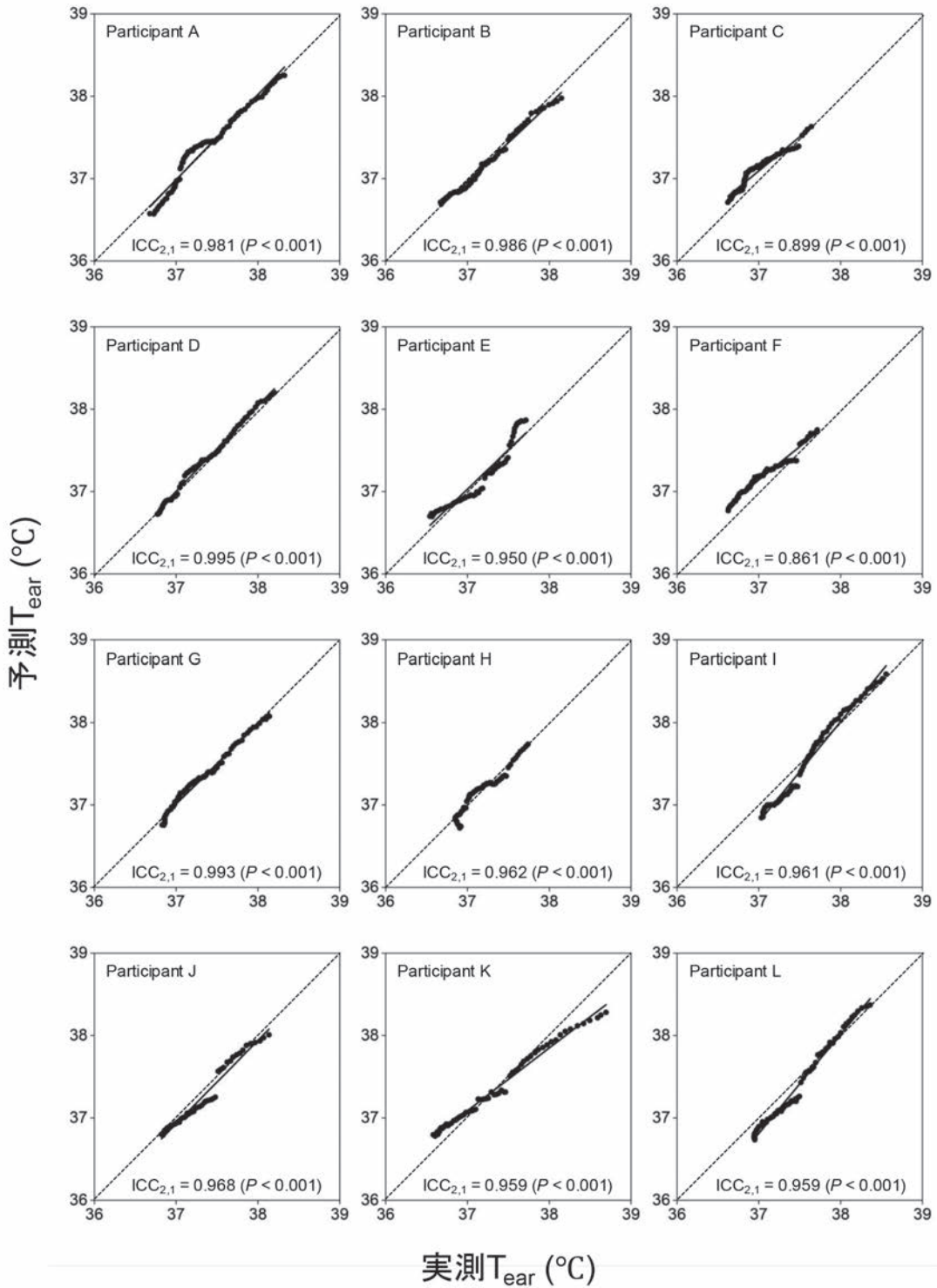


図2 各対象者の実測T<sub>ear</sub>と予測T<sub>ear</sub>間の級内相関係数 (ICC)

の37.5°Cは、皮膚血流量の増加や発汗などの体温調節メカニズムがより顕著になる移行点を示し

ていると考えられる。本実験プロトコルとは異なるが先行研究において、37°C以降に発汗や皮膚

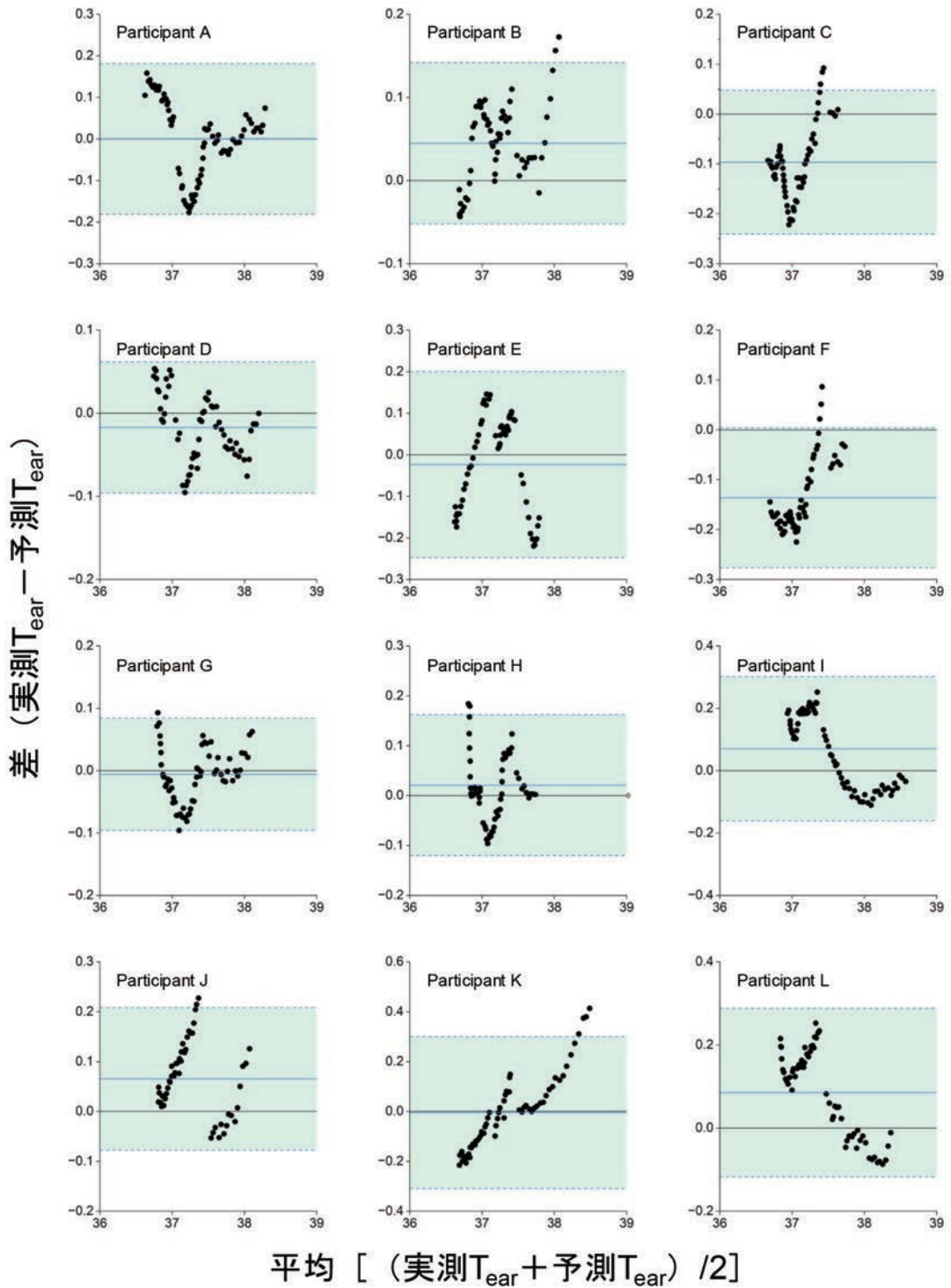


図3 各対象者の実測 $T_{ear}$ と予測 $T_{ear}$ を比較したBland-Altmanプロット  
実線は2つの値の平均差を表し、破線は95%一致限界(平均差 $\pm 1.96$  SD)を示す。

血管拡張のオンセット深部温度閾値があることが示されている<sup>19, 20)</sup>。初期モデルではこれらの

非線形変化を適切に捉えることができず、この $T_{ear}37.5^{\circ}\text{C}$ 前後で系統誤差が生じた。37.5 $^{\circ}\text{C}$ の閾値

を境に2つの回帰式を導入した最終モデルは、これらの生理学的変化をより効果的に考慮し、Biasを低減し、予測精度を向上させた。

### 3. 3 各説明変数の係数の解釈

本モデルは重回帰分析より数理的に構築されたことから、説明変数の係数を生理学的に解釈することは難しいが、一部は説明可能であるかもしれない。

#### 3. 3. 1 $T_{\text{forearm}}$ の妥当性

$T_{\text{forearm}}$ の係数は正となったことは、 $T_{\text{forearm}}$ が $T_{\text{core}}$ を予測する際の信頼性の高い指標となる可能性を示唆する。安静時、前腕を含む四肢への血流は比較的安定しているが、運動中や環境温変化が顕著な場合、身体は末梢血流を変化させることで熱放散を調節する<sup>21)</sup>。具体的には、 $T_{\text{core}}$ が上昇すると、血管拡張により皮膚への血流が増加し、皮膚表面から環境への熱伝達が促進される<sup>22)</sup>。したがって、 $T_{\text{forearm}}$ の上昇は $T_{\text{core}}$ の上昇に対応すると考えられる。この生理学的プロセスにより、 $T_{\text{forearm}}$ を説明変数の一部とした予測モデルにより算出された $T_{\text{ear}}$ は、実測 $T_{\text{ear}}$ と高い一致度を示したと考えられる。

#### 3. 3. 2 生理学的パラメーター (HR, 運動時間)

HR ( $\Delta$  HR) の $T_{\text{ear}}$ の係数は、 $T_{\text{ear}}37.5^{\circ}\text{C}$ を境に変化した。HRは活動筋への血流を増加させ、代謝を増大させることで内因性熱産生に貢献する<sup>21)</sup>。一方、 $T_{\text{core}}$ が高い場合は、HRの増加が皮膚血流量の増加など、熱放散を促進する体温調節のための血管調整に寄与する<sup>21)</sup>。この閾値前後の係数の変化は、心血管調節と体温恒常性との間の動的な相互作用を示しており、高体温時における $\Delta$  HRの $T_{\text{ear}}$ への影響を説明しているかもしれない。運動時間に関しては、長期の運動は $T_{\text{ear}}$ と正の相関を示し、これは、時間経過に伴う代謝熱産生の累積効果と一致する。また、持続的な身体活動は継続的な代謝熱産生により体温の漸進的な上

昇につながるため、この考えは妥当である。

#### 3. 3. 3 環境パラメーター (環境温と湿度)

実験1は人工気候室内で実施したため、計測された環境温と湿度は一定であると予想した。しかし、測定値は変動し、環境温は $35\text{--}36^{\circ}\text{C}$ 、RHは $60\text{--}80\%$ の範囲内で推移した。この変動の要因として、計測センサーが機器側面に搭載されていたことが考えられる。そのため、局所的な身体部からの放熱と発汗反応が測定値に影響した可能性がある。運動中、発汗は運動時間と強度との相互作用により自律的に増加し、環境要因が体温調節反応をさらに調節する。また、通常、 $T_{\text{skin}}$ は環境温よりも高く、皮膚と環境間の伝導による熱放散を促進する<sup>22,23)</sup>。しかし、環境温が $T_{\text{skin}}$ より高い場合、熱伝導の方向は逆になる<sup>22,23)</sup>。本研究では、環境温と湿度の係数は $37.5^{\circ}\text{C}$ を境に逆転した。この結果は、この閾値以下では皮膚温が環境温よりも低く、それ以上では高かったことを示唆する。結果として、前者のケースでは係数が負になり、後者のケースでは正になったと考えられる。

#### 3. 3. 4 個人特有パラメーター (性別とBMI)

性別は正の係数を示したことは、熱放散と熱産生に影響を与える体組成の性差を反映しているかもしれない。女性は男性と比較して、筋量が少なく、脂肪量が多い<sup>24)</sup>。筋肉と脂肪の水分含有量がそれぞれ約70%と30%であるため、女性の水分含有量の少なさは熱伝導による熱放散に不利となる可能性がある。これらの体組成の違いが、性別の係数に寄与していると考えられる。さらに、本研究では酸素摂取量は測定していないが、同じ絶対的運動負荷では、絶対的および相対的な酸素摂取量は女性の方が男性よりも大きくなる<sup>25)</sup>。代謝熱産生が酸素消費量によって直接影響を受けることを考えると、この要因も性別間の係数の違いに寄与している可能性がある。BMIが高いほど $T_{\text{ear}}$ が増加することは、体脂肪が多い個人ほど、

断熱性の向上と対流冷却の減少により、より多くの熱を保持するという原理と一致している。この所見は、脂肪組織が熱障壁として機能し、熱放散を妨げるという先行研究と一致している<sup>26)</sup>。さらに、BMIが高い個人は体表面積対質量比が低く<sup>27)</sup>、環境との熱交換能力がさらに低下する可能性がある。これらの要因が、BMIが正の係数を示すことを示唆している。ただし、これらの変数と係数の解釈は生理学的原理に基づいた推論でしかなく、また、係数は他の説明変数との関係によって変化する。したがって、各係数の具体的な生理学的意義を解明するためには、さらなる研究が必要である。

### 3.5 限界

本研究にはいくつかの限界がある。1つ目、サンプル数が多くはないため対象者ごとに予測 $T_{ear}$ の妥当性を検証した場合の実測 $T_{ear}$ との乖離につながっているかもしれない。本研究は若齢成人のみを対象としているが、年齢も説明変数となりうるため、より広範な年齢集団でのさらなる検証が必要である。2つ目、運動前の暑熱環境下における曝露時間が10分と短時間であった。先行研究ではPre-warmingとして90分程度曝露している。しかし、当該先行においては発汗や皮膚血管拡張が開始するオンセット深部温が37.2℃付近に存在することが示されており<sup>19, 20)</sup>、当該深部温閾値は本研究の変曲点に該当すると考えられる。そのため、変曲点を加味したモデルの作成は理屈に合う。一方、先行研究と本研究の $T_{core}$ 閾値の乖離は $T_{core}$ の測定手法やプロトコルの相違に加え、運動前の曝露時間の違いによるものと考えられる。Frank et al. は、自律性の血管運動 (vasomotor) に対する寄与比が深部温と皮膚温の比率は、3:1と報告しており、皮膚温を+1.0℃上げる効果は $T_{core}$ を+0.33℃上げるのに相当すると考えられる<sup>28)</sup>。したがって、先行研究 (Pre-warming) の平

均皮膚温が本研究の平均皮膚温より~1℃高かった場合、観測される $T_{core}$ 閾値は~0.3℃低くなる。したがって、本モデルの実環境への応用にはまだ検証すべき点が残る。さらに、3つ目として、屋外などにおいて、モデル実用性を実際に検証していないことである。

## 4. 結論

本研究は、 $T_{forearm}$ にくわえ、生理・環境・個人パラメーターを組み込むことにより、 $T_{core}$ の予測モデルを開発した。37.5℃の変曲点の包含したモデルは予測精度を大幅に向上させた。多様な集団や環境でのさらなる検証が必要であるが、前腕部皮膚温を用いた $T_{core}$ の予測モデルの可能性を示した本知見は次世代ウェアラブル技術の進歩に貢献し、熱中症リスクのリアルタイム検出を可能にするかもしれない。

## 謝辞

著者らは、堀江純平氏 (早稲田大学) と実験参加者の方々に感謝の意を表す。本研究は、公益財団法人石本記念デサントスポーツ科学振興財団 (H.W) および日本学術振興会科学研究費助成事業 (基盤研究A; JP 19H01128, K.N), ならびに東芝インフラシステムズ株式会社の支援を受けた。

## 文献

- 1) N.A.S. Taylor, Challenges to temperature regulation when working in hot environments, *Ind. Health*, **44**, 331-344. <https://doi.org/10.2486/indhealth.44.331> (2006)
- 2) J. González-alonso, C.G. Crandall, J.M. Johnson, The cardiovascular challenge of exercising in the heat, *J. Physiol.*, **586**, 45-53. <https://doi.org/10.1113/jphysiol.2007.142158> (2008)
- 3) L. Nybo, Hyperthermia and fatigue, *J. Appl. Physiol.*, **104**, 871-878. <https://doi.org/10.1152/jappphysiol.00910.2007> (2008)

- 4) N.M. Berry, K. Davison, A.M. Coates, J.D. Buckley, P.R.C. Howe, Impact of cocoa flavanol consumption on blood pressure responsiveness to exercise, *Br. J. Nutr.*, **103**, 1480–1484. <https://doi.org/10.1017/S0007114509993382> (2010)
- 5) G. Luber, M. McGeehin, Climate Change and Extreme Heat Events, *Am. J. Prev. Med.*, **35**, 429–435. <https://doi.org/10.1016/j.amepre.2008.08.021> (2008)
- 6) G.A. Meehl, C. Tebaldi, More intense, more frequent, and longer lasting heat waves in the 21st century, *Science (80- )*, **305**, 994–997. <https://doi.org/10.1126/science.1098704> (2004)
- 7) Schar Christoph, Vidale Pier Luigi, Luthi Daniel, Frei Christoph, Haberli Christian, Liniger Mark A., Appenzeller Christof, The role of increasing temperature variability in European summer heatwaves, *Nature*, **427**, 328–332. <https://doi.org/10.1038/nature02230.1> (2004)
- 8) Y. Epstein, W.O. Roberts, The pathophysiology of heat stroke: an integrative view of the final common pathway, *Scand. J. Med. Sci. Sport.*, **21**, 742–748. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0838.2011.01333.x> (2011)
- 9) I. Kato, H. Watanabe, K. Nagashima, Evaluation of newly developed wearable ear canal thermometer, mimicking the application to activities on sports and labor fields, *J. Physiol. Sci.*, **73**, 15. <https://doi.org/10.1186/s12576-023-00874-4> (2023)
- 10) S. Mendt, M.A. Maggioni, M. Nordine, M. Steinach, O. Opatz, D. Belavý, D. Felsenberg, J. Koch, P. Shang, H.C. Gunga, A. Stahn, Circadian rhythms in bed rest: Monitoring core body temperature via heat-flux approach is superior to skin surface temperature, *Chronobiol. Int.*, **34**, 666–676. <https://doi.org/10.1080/07420528.2016.1224241> (2017)
- 11) V.L. Richmond, S. Davey, K. Griggs, G. Havenith, Prediction of Core Body Temperature from Multiple Variables, *Ann. Occup. Hyg.*, **59**, 1168–1178. <https://doi.org/10.1093/annhyg/mev054> (2014)
- 12) M.J. Buller, W.A. Latzka, M. Yokota, W.J. Tharion, D.S. Moran, A real-time heat strain risk classifier using heart rate and skin temperature, *Physiol. Meas.*, **29**, <https://doi.org/10.1088/0967-3334/29/12/N01> (2008)
- 13) M.J. Buller, J. Castellani, W.S. Roberts, R.W. Hoyt, O.C. Jenkins, Human thermoregulatory system state estimation using non-invasive physiological sensors, *Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. EMBS*, 3290–3293. <https://doi.org/10.1109/IEMBS.2011.6090893> (2011)
- 14) M.J. Buller, W.J. Tharion, C.M. Duhamel, M. Yokota, Real-time core body temperature estimation from heart rate for first responders wearing different levels of personal protective equipment, *Ergonomics*, **58**, 1830–1841. <https://doi.org/10.1080/00140139.2015.1036792> (2015)
- 15) A.P. Welles, X. Xu, W.R. Santee, D.P. Looney, M.J. Buller, A.W. Potter, R.W. Hoyt, Estimation of core body temperature from skin temperature, heat flux, and heart rate using a Kalman filter, *Comput. Biol. Med.*, **99**, 1–6. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2018.05.021> (2018)
- 16) P. Eggenberger, B.A. MacRae, S. Kemp, M. Bürgisser, R.M. Rossi, S. Annaheim, Prediction of core body temperature based on skin temperature, heat flux, and heart rate under different exercise and clothing conditions in the heat in young adult males, *Front. Physiol.*, **9**, 1–11. <https://doi.org/10.3389/fphys.2018.01780> (2018)
- 17) R.A. Robergs, R. Landwehr, The surprising history of the “HRmax=220-age” equation, *J. Exerc. Physiol. Online*, **5**, 1–10 (2002)
- 18) J.M. Bland, D.G. Altman, Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement, *Lancet*, **1**, 307–310. <https://doi.org/10.1128/AAC.00483-18> (1986)
- 19) G.P. Kenny, J. Périard, W.S. Journeay, R.J. Sigal, F.D. Reardon, Effect of exercise intensity on the postexercise sweating threshold, *J. Appl. Physiol.*, **95**, 2355–2360. <https://doi.org/10.1152/jappphysiol.00651.2003> (2003)
- 20) G.P. Kenny, J.E. Murrin, W. Shane Journeay, F.D. Reardon, Differences in the postexercise threshold for cutaneous active vasodilation between men and women, *Am. J. Physiol. - Regul. Integr. Comp. Physiol.*, **290**, 172–179. <https://doi.org/10.1152/ajpregu.00428.2005> (2006)
- 21) M.J. Joyner, D.P. Casey, Regulation of increased blood flow (Hyperemia) to muscles during exercise: A hierarchy of competing physiological needs, *Physiol. Rev.*, **95**, 549–601. <https://doi.org/10.1152/physrev.00035.2013> (2015)
- 22) C.J. Smith, J.M. Johnson, Responses to

- hyperthermia. Optimizing heat dissipation by convection and evaporation: Neural control of skin blood flow and sweating in humans, *Auton. Neurosci. Basic Clin.*, **196**, 25–36. <https://doi.org/10.1016/j.autneu.2016.01.002> (2016)
- 23) M.N. Sawka, L.R. Leon, S.J. Montain, L.A. Sanna, Integrated physiological mechanisms of exercise performance, adaptation, and maladaptation to heat stress, *Compr. Physiol.*, **1**, 1883–1928. <https://doi.org/10.1002/cphy.c100082> (2011)
- 24) T. Abe, C.F. Kearns, T. Fukunaga, Sex differences in whole body skeletal muscle mass measured by magnetic resonance imaging and its distribution in young Japanese adults, *Br. J. Sports Med.*, **37**, 436–440. <https://doi.org/10.1136/bjsm.37.5.436> (2003)
- 25) M.J. Price, P.M. Smith, L.M. Bottoms, M.W. Hill, The effect of age and sex on peak oxygen uptake during upper and lower body exercise: A systematic review, *Exp. Gerontol.*, **190**, 112427. <https://doi.org/10.1016/j.exger.2024.112427> (2024)
- 26) J.R. Speakman, Obesity and thermoregulation, 1st ed., Elsevier B.V., 2018. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-63912-7.00026-6>
- 27) K.M. Taylor, G.E.W. Giersch, A.R. Caldwell, Y. Epstein, N. Charkoudian, Relation of body surface area-to-mass ratio to risk of exertional heat stroke in healthy men and women, *J. Appl. Physiol.*, **136**, 549–554. <https://doi.org/10.1152/jappphysiol.00597.2023> (2024)
- 28) S.M. Frank, S.N. Raja, C.F. Bulcao, D.S. Goldstein, Relative contribution of core and skin temperatures to thermal comfort in humans, *J. Therm. Biol.*, **86**, 1588–1593. [https://doi.org/10.1016/S0306-4565\(99\)00039-X](https://doi.org/10.1016/S0306-4565(99)00039-X) (1999)