

## 科学研究費助成事業 研究成果報告書

令和 5 年 6 月 1 日現在

機関番号：13903

研究種目：学術変革領域研究(B)

研究期間：2020～2022

課題番号：20H05753

研究課題名（和文）人体温熱生理応答への微気象の影響解明とモデル化

研究課題名（英文）Effect of Micrometeorology on Human Thermoregulatory Response and its Modeling

研究代表者

平田 晃正（Hirata, Akimasa）

名古屋工業大学・工学（系）研究科（研究院）・教授

研究者番号：00335374

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 10,900,000円

研究成果の概要（和文）：各人の熱中症リスクの指標として深部体温や発汗量が有効であるが、それらを直接計測することは困難である。本研究では、歩行者の熱ストレスを推定、リスクを低減させるサービスへの応用を目的とし、微気象に対する人体の温熱生理応答を定量的に明らかにする。また、得られた結果に基づき、影響・応答を超高速に算出する技術を実現する。具体的には、スパコンで数時間を要する評価と同等のものを、汎用パソコンを使ってミリ秒単位で実施できる低次元モデルを開発した。微気象予測情報を用いて計算した温熱応答を学習することにより、現実的な環境下での熱ストレスを算出することに成功した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

熱中症リスクは年齢、活動など個人によって大きく異なる。また、現実の都市環境では、環境は時々刻々と変化しており、それを考慮することができれば、屋外での熱中症対策に資するデータができる。本研究では、微気象予測情報を用いて計算した温熱応答を機械学習することにより、現実的な環境下での熱ストレスを算出した。従来技術に比べて、簡易に評価でき、周辺環境が変化しやすい場面での利用が期待される。

研究成果の概要（英文）：Body core temperature and perspiration are effective metrics to relate the risk of heat stroke. We have developed a computational method to calculate body core temperature and perspiration rate using an anatomical three-dimensional human body model combined with thermoregulatory response. In this study, the thermophysiological response of the human body under microclimatic conditions is quantitatively evaluated for estimating the reduction of heat stress toward future services of risk management. In addition, based on the results obtained, a fast numerical method for calculating the responses has been proposed. Specifically, a low-dimensional model has been developed that can be evaluated in milliseconds using a conventional personal computer, whereas an equivalent evaluation using a supercomputer would take three hours. Using a large scale data of computed results of thermoregulatory response under microclimatic conditions, fast estimation of heat strain has been achieved.

研究分野：安全工学

キーワード：熱中症リスク 温熱生理応答 複合物理計算 深部温度 機械学習

## 1. 研究開始当初の背景

熱ストレスは大きな社会問題である。地球温暖化と高齢化に加え、ヒートアイランド効果も加わる都市部は三重苦に見舞われている。現状でも、日本では高齢者を中心とした熱中症に関連した死者は年平均約 900 名にも上っている (2007-2011 年の平均値, [藤部, 天気 (2013)])。これは台風・大雨による死者不明者の年平均約 60 名 (2004 -2009 年の平均値) に比べ桁違いに大きく、地震・津波による死者不明者年平均約 1000 名 (1995 -2016 年の平均値) に匹敵する。安全安心社会を実現するためには、この熱ストレスの軽減、熱中症リスクの軽減および管理が大きな課題である。

人的被害のみならず、経済的被害も甚大である。例えば、温暖化による熱ストレスの増加により、昼間の労働可能時間損失が拡大すると懸念されている。2014 年の米国気候展望によると、2050 年の米国の推定 GDP38 兆米ドル (=約 4,100 兆円) に対して、高温化に関連した労働生産性損失は約 0.2%、つまり、年間 760 億米ドル (=約 8.4 兆円) に上ると推定されている。これは温暖化による被害推定であるが、ヒートアイランドによる高温化も見られる都市部では、人口過密効果も加わり、被害密度がさらに甚大になる可能性がある。街区スケールでの超高精細・微気象予測情報はこれらの熱ストレスの被害を軽減するために非常に有益である。一方、熱ストレスの影響は、年齢や体格などの個人差によって変化し、特に、労働現場での熱ストレスは、個々の労働環境、日々の天候、また個々の健康状態にも依存するため、休憩時間や水分補給といった個々の対応が重要となる。

これまで、調和的予測班の保有する暑熱環境予測シミュレーションによって算出された 5m メッシュの気象データ (気温、湿度、日射量、風速) を入力情報とし、3 次元人体温熱応答モデルシミュレーションを実施することにより、同じ通りを歩く場合であっても日向側と日陰側の違いを考慮したリスク評価技術の開発に成功した。ここで、人体温熱モデルによる詳細シミュレーションはワークステーションや大型スパコンを用いて、数時間から 1 日程度かけて実施されている。事前対策や重大インシデントの事後検討には有効であるが、リアルタイムのサービスに繋げ、群衆に対して適用することはできない。その実用のためには、スパコンを使って 3 時間かかる同等の評価を、パソコンを使ってミリ秒単位で評価しなければならない。そのような圧倒的な高速化を実現するために、本研究班では、微気象による人体への時応答を明らかにした上で、それを評価できるだけの縮約モデル (低次元モデル) を開発する。

## 2. 研究の目的

各人の熱中症リスクの指標として深部体温や発汗量が有効であるが、それらを直接計測することは倫理的にも技術的に困難である。一方で、我々はそれを詳細な 3 次元人体温熱応答モデルを用いて算出する独自技術を保有する。本研究では、未来社会における各歩行者の熱ストレス低減のリアルタイムサービスなどへの応用を目的に、微気象に対する人体の温熱生理応答を定量的に明らかにした上で、個々人の熱ストレスを超高速に算出する技術を開発する。具体的には、スパコンを使って 3 時間程度かかる同等の評価を、汎用パソコンを使ってミリ秒単位で評価できる縮約モデルを開発する。その上で、微気象予測情報を活用して、たとえば、歩行者が受ける熱ストレスを最小化する概念実証を目指す。

## 3. 研究の方法

本研究では、微気象予測情報を用いた熱中症リスク低減に関する未来社会サービスのための基礎的検討を位置づけとする。機械学習を活用して、(1) 伝熱蓄熱過程を考慮した物理縮約モデルおよび (2) 機械学習を活用した統計縮約モデルの 2 種類を開発する。深部体温が一度上昇すると軽度の熱中症と診断される。詳細な熱中症リスク評価のためには深部体温を 0.1 度の精度で推定することを目指す。模した微気象の時空間データを用いて、現実に即した人体温熱モデル計算を多数実行し、教師データを取得する。その結果データを用いて、低次元・人体温熱生理応答予測モデルを構築、汎用 PC での予測を実現する。なお、(2) の統計縮約モデルでその精度を達成できる見通しとなった場合には、(1) の物理縮約モデル開発の優先順位は低くなる。一方、予想しえない行動パターンなどもありうるため、双方が補完することができるよう双方のアプローチを取ることにした。

まず、(I) 運動実験の詳細について説明する。本結果は以下で述べる手法の有効性を検証に用いた。次に、本研究に用いた (II) 大規模熱解析、(III) 簡易温度解析について概説する。本手法は 3 次元人体温熱応答モデルを用いて算出する独自技術とウェアラブル端末内で処理ができるように簡易化した手法である。最後に、(IV) 機械学習による低次元モデルの手法について説明する。

### (I) 運動実験

被験者は健康で標準的な体格の成人男性計 5 名 (身長: 171.8±6.6cm, 体重: 62.7±4.6kg) とし、短期暑熱順化をしていないと想定される 5 月下旬 (27.5±0.3℃)、6 月上旬 (30.3±1.0℃) において、気候の異なる実験地 (1, 2 とする) にて屋外運動実験を行った。半袖シャツ、長ズボンの

着衣条件とし、5分間のジョギング運動(約2m/s)と2分間のインターバルを1セットとし、計4セット行った。また運動実験の前後に5分間の安静時間を設けた。実験中は、測定周期2秒で、ウェアラブルデバイス(hitoe, NTT社製)により、心拍数、皮膚近傍温度を測定し、直腸温度センサー(LT-2N-00, Gram社製)により深部体温として直腸温度を測定した。

## (II) 人体モデルを用いた計算機シミュレーション

解析には、情報通信研究機構(NICT: National Institute of Information and Communication Technology)開発の成人男性モデル[1]を使用した。数値人体モデルの概観を図1(a)に示す。このモデルは皮膚、筋肉、脂肪など51種類の組織から構成されており、2mmの分解能を有している。また、本研究では発汗や血液温度を部位別に考慮するため、部位分割モデルを適用している。上記の数値人体モデルを頭部・胸部・上腕・前腕・手・大腿・下腿・足の14部位に分割して血液温度を考慮する。部位分割の定義を図1(b)に示す。なお、頭部と胴体部における血流量は十分に大きいため、2つの部位の血液温度は同一と仮定して扱う。

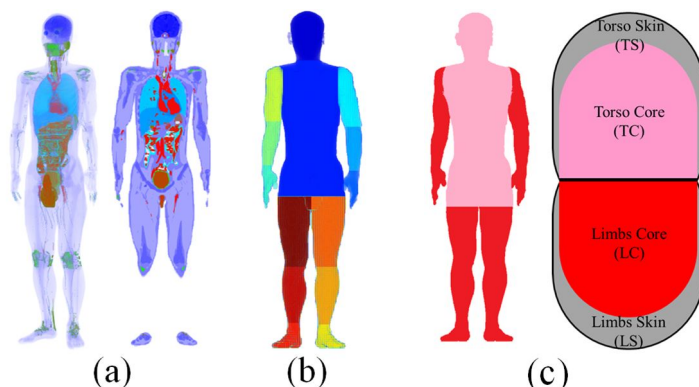


図1. (a)解剖学的数値人体モデル, (b)部位分割モデル, (c)コンパートメントモデル

本シミュレーションは人体モデルや発汗モデルの設定し、温熱中間帯(ヒトの熱調整機能が働かないとされる環境: 気温30°C)における熱定常状態の初期温度分布を読み込む。次に外気温などの環境設定を入力する。それから、生体熱輸送方程式[2]による温度上昇を計算、またその計算を行う際、発汗率の変化や血流量の変化など、熱調整機能を組み込んだ計算を行う。生体熱輸送方程式は、体内座標を表す位置ベクトルを $r$ とすると、次式で表される。

$$C(\mathbf{r}) \cdot \rho(\mathbf{r}) \frac{\partial T(\mathbf{r}, t)}{\partial t} = \nabla \cdot (K(\mathbf{r}) \nabla T) + M(\mathbf{r}, t) + \sigma(\mathbf{r}) E^2(\mathbf{r}, t) - B(\mathbf{r}, t) \cdot (T(\mathbf{r}, t) - T_{bla, m}(t)) \quad (1)$$

ここで、 $C[\text{J/kg}^\circ\text{C}]$ は組織の比熱、 $T[^\circ\text{C}]$ は組織温度、 $K[\text{W/m}^\circ\text{C}]$ は熱伝導率、 $M[\text{W/m}^3]$ は代謝熱、 $\sigma[\text{S/m}]$ は導電率、 $E[\text{V/m}]$ は電界、 $B[\text{W/m}^3/^\circ\text{C}]$ は血流定数、 $T_{bla, m}[^\circ\text{C}]$ は異なる部位における動脈血温度( $m=1, \dots, 14$ )である。また、境界条件はモデルの体表面および肺内部に対して、次式が適用される。

$$-K(\mathbf{r}) \cdot \frac{\partial T(\mathbf{r}, t)}{\partial \mathbf{n}} = H(\mathbf{r}) \cdot (T_s(\mathbf{r}, t) - T_a(t)) + EV(\mathbf{r}, t) \quad (2)$$

ここで、 $T_s[^\circ\text{C}]$ は外気に接する組織の温度、 $T_a[^\circ\text{C}]$ は外気の温度、 $EV[\text{W/m}^2]$ は蒸発熱、 $\mathbf{n}$ は体表面法線方向の単位ベクトルである。各種熱定数は、文献[3]に示したものをを用いた。発汗のモデル化は以下の式で行っており蒸発熱量 $EV[\text{W/m}^2]$ は次式で表される[4]。

$$EV(\mathbf{r}, t) = \min \left\{ SW(t) \cdot 40.6 / S, EV_{\max} \right\} \cdot \chi(\mathbf{r}) \quad (3)$$

ここで、 $SW[\text{g/min}]$ は発汗率、 $40.6 \text{ W} \cdot \text{min/g}$ は単位変換用の係数、 $S[\text{m}^2]$ はDu Boisの式[5]によって推定された体表面積、 $EV_{\max}[\text{W/m}^2]$ はある環境下における単位面積あたりの蒸発熱の上限、 $\chi$ は部位に依存する発汗係数である[6]。

## (III) Compartment モデル (物理低次元モデル)

温度上昇推定には人体を模擬した二部位二層モデルを用いた。この概念図を図1(c)に示す。本モデルは胴・頭部と四肢の二部位から構成され、皮膚層と深部層の二層を持つ。各層の温度 $T[^\circ\text{C}]$ は、生体熱輸送方程式[2]を二部位二層モデルに適用し、以下の式を解くことで計算した。

$$T_{TS, m} = T_{TS, m-1} + \frac{hx_{SC} \cdot (T_{TC, m-1} - T_{TS, m-1}) + M_{TS} + \int_S H \cdot (T_a - T_{TS, m-1}) dS - EV(t)}{W_{TS} C_{TS}} \Delta t \quad (4)$$

$$T_{TC,m} = T_{TC,m-1} + \frac{hx_{SC} \cdot (T_{TS,m-1} - T_{TC,m-1}) + hx_{TL} (T_{LC,m-1} - T_{TC,m-1}) + M_{TC} + Ex_{TC}}{W_{TC} C_{TC}} \Delta t \quad (5)$$

$$T_{LS,m} = T_{LS,m-1} + \frac{hx_{SC} \cdot (T_{LC,m-1} - T_{LS,m-1}) + M_{US} + \int_S H \cdot (T_a - T_{LS,m-1}) dS - EV(t)}{W_{LS} C_{LS}} \Delta t \quad (6)$$

$$T_{LC,m} = T_{LC,m-1} + \frac{hx_{SC} \cdot (T_{LS,m-1} - T_{LC,m-1}) + hx_{TL} (T_{TC,m-1} - T_{LC,m-1}) + M_{LC} + Ex_{LC}}{W_{LC} C_{LC}} \Delta t \quad (7)$$

ここで、 $C$  [W/kg/°C]は各部位の比熱、 $W$ [kg]は各部位の質量、 $T$ [°C]は組織温度、 $EV$ [W]は発汗などによる蒸発熱、 $hx$ [W/°C]は層間、部位間の熱交換係数、 $M$ [W]は基礎代謝による発熱、 $H$ [W/(°C・m<sup>2</sup>)]は大気と皮膚間の熱伝達率、 $S$ [m<sup>2</sup>]は体表面積、 $Ex$ [W]は運動による発熱である。体表面積については Du Bois の式[5]を用いて、被験者ごとに身長・体重を用いて算出した。

#### (IV) 機械学習による低次元モデルの開発

本研究では、深層学習手法の一つニューラルネットワークを用いて深部体温を推定した。ニューラルネットワークとは、人間の脳の働きを模した数理モデルである。今回は NN (Neural Network) と LSTM (Long Short Term Memory) の 2 種類の深層学習モデルを用い、予測モデルを構築した。NN は深層学習手法の中で最も一般的なモデル、LSTM は時系列データに強い RNN の一種である。NN において中間層は 2 層 (Full Connected 層: 100 個, 30 個)、LSTM において中間層は 3 層 (LSTM 層: 100 個, 100 個, Full Connected 層: 60 個) で構成した。エポック数はそれぞれ 100 回、50 回、学習率は 0.001、最適化手法には ADAM、損失関数には平均 2 乗誤差を用いている。

入力値には、(1) 運動実験で測定した深部体温上昇値、 $Ex$  (運動による発熱量)、皮膚近傍温度湿度を用いた。推定周期は 60 秒とし、直前 180 秒間を用いて直後 60 秒間の深部体温上昇値を逐次推定し、これを各被験者において 30 回ずつ予測を繰り返した。各被験者における実測データを、クロスバリデーション法に基づき学習データとテストデータに分割し検証を行った。精度評価には、RMSE (二乗平均平方根誤差) を用い、各条件 30 回の平均値とした。

#### 4. 研究成果

数値人体モデルによる大規模解析と比較することで、式(4)-(7)における熱交換係数を決定した。推定対象の体重と身長は、数値人体モデル同様 65kg, 173cm とした。気温 32–38°C の 2°C 刻み、湿度 40–70% の 10% 刻みの 16 条件において、各環境で安静にした際の深部温度の過渡応答を比較した。また、決定したパラメータによる二部位二層モデルと大規模解析の深部温度変化の比較を図 2 に示す。図 2 から、気温 38°C 湿度 60% 未満の環境では、簡易モデルの推定結果の収束値は、大規模解析の推定結果とよく一致していることがわかる。また、過渡応答に着目した場合、簡易モデルの体温上昇に遅れがみられる。これは、各部位と各層間の熱移動を、熱交換係数で簡易的に模擬していることによるものといえる。また、気温 38°C、湿度 60% を超える過酷な暑熱環境では、簡易モデルにおける結果は、大規模解析結果を大きく上回る。これは、大規模解析において、筋肉や脂肪に保持される熱が、簡易モデルでは皮膚層と深部層の 2 層のみで熱交換を行うため、皮膚層に保持される熱が増加し、外気との熱交換効率が低下したためといえる。この結果から日本の現実的な気象条件下では、簡易モデルが適応可能であることを確認した。

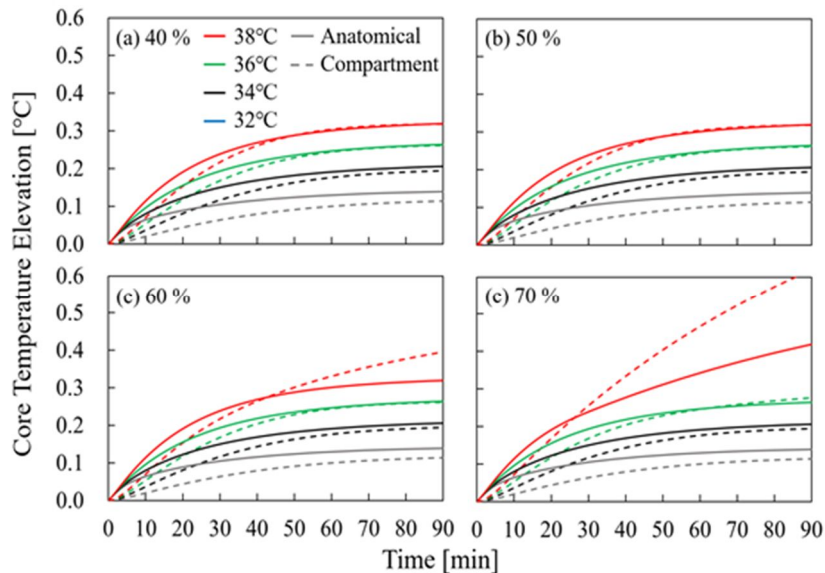


図 2. 環境条件の違いによる深部体温の過渡応答推定結果

湿度(a)40%, (b)50%, (c)60%, (d)70%.



深層学習の推定結果，実際の深部体温の推移を比較することで深層学習による深部体温推定の有効性について検討する．一被験者の運動実験における深部体温上昇値( $n=30$ )の深層学習モデルによる推定結果を図3に示す．比較のため，簡易温度上昇推定手法による計算結果も併せて示す．図から，簡易温度上昇推定手法を用いた推定結果と比較して，深層学習モデルを用いた推定において，実測値とのよりよい一致が見られ，すべての被験者において同様の傾向が得られた．各被験者の推定結果におけるRMSEの平均値( $n=30$ )を表1に示す．表より，NNにおいて，RMSEが最も小さくなった．しかし，統計的には有意でなく，実験環境や実測値の推移によっては最適な予測モデルは異なると考えられる．また，深層学習による深部体温推定では，RMSEがほとんど $0.1^{\circ}\text{C}$ 以内での推定精度を達成しており，一人の被験者を除きCompartmentモデルの推定精度よりも統計的に有意となった．ただし，Compartmentモデルにおける推定パラメータは一般的なモデルに対するものを用いており，最適化されていないことを付記する．

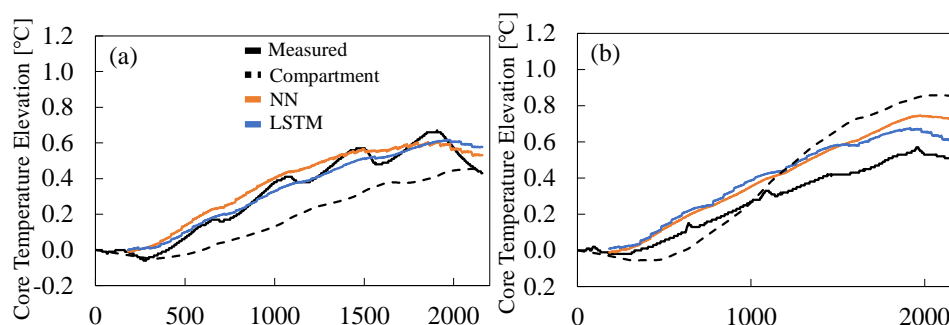


図3. 深部体温上昇度の推定結果の一例 (a)実験1，(b)実験2

表1 精度評価 RMSE[ ] (a)実験1，(b)実験2

(a)	Day1		Day2		
	Sub.1	Sub.2	Sub.3	Sub.4	Sub.5
NN	$0.082 \pm 0.032$	$0.063 \pm 0.018$	$0.076 \pm 0.036$	$0.067 \pm 0.028$	$0.066 \pm 0.026$
LSTM	$0.122 \pm 0.075$	$0.101 \pm 0.053$	$0.087 \pm 0.044$	$0.070 \pm 0.035$	$0.081 \pm 0.053$
Compartment	0.162	0.140	0.061	0.132	0.113
(b)	Day1		Day2		
	Sub.2	Sub.4	Sub.1	Sub.2	Sub.4
NN	$0.064 \pm 0.026$	$0.049 \pm 0.028$	$0.134 \pm 0.049$	$0.082 \pm 0.027$	$0.134 \pm 0.035$
LSTM	$0.117 \pm 0.058$	$0.077 \pm 0.045$	$0.099 \pm 0.053$	$0.070 \pm 0.032$	$0.089 \pm 0.058$
Compartment	0.029	0.095	0.187	0.118	0.177

#### <参考文献>

- [1] T. Nagaoka *et al.*, “Development of realistic high-resolution whole-body voxel models of Japanese adult males and females of average height and weight, and application of models to radio-frequency electromagnetic-field dosimetry,” *Physics in Medicine and Biology*, vol. 49, no. 1, pp. 1–15, 2004.
- [2] H. H. Pennes, “Analysis of tissue and arterial blood temperatures in the resting human forearm,” *Journal of Applied Physiology*, vol. 1, no. 2, pp. 93–122, 1948.
- [3] A. Hirata, T. Asano, and O. Fujiwara, “FDTD analysis of human body-core temperature elevation due to RF far-field energy prescribed in the ICNIRP guidelines,” *Physics in Medicine and Biology*, vol. 52, no. 16, pp. 5013–5023, 2007.
- [4] I. Laakso and A. Hirata, “Dominant factors affecting temperature rise in simulations of human thermoregulation during RF exposure,” *Physics in Medicine and Biology*, vol. 56, no. 23, pp. 7449–7471, 2011.
- [5] D. Du BOIS and E. F. Du BOIS, “Clinical Calorimetry: Tenth paper a formula to estimate the approximate surface area if height and weight be known,” *Archives of Internal Medicine*, vol. XVII, no. 6\_2, pp. 863–871, Jun. 1916.
- [6] D. Fiala, K. J. Lomas, and M. Stohrer, “Computer prediction of human thermoregulatory and temperature responses to a wide range of environmental conditions,” *International Journal of Biometeorology*, vol. 45, no. 3, pp. 143–159, 2001.

## 5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計3件（うち査読付論文 3件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 0件）

1. 著者名 Nishimura Taku, Rashed Essam A., Kodera Sachiko, Shirakami Hidenobu, Kawaguchi Ryotetsu, Watanabe Kazuhiro, Nemoto Mio, Hirata Akimasa	4. 巻 74
2. 論文標題 Social implementation and intervention with estimated morbidity of heat-related illnesses from weather data: A case study from Nagoya City, Japan	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 Sustainable Cities and Society	6. 最初と最後の頁 103203 ~ 103203
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1016/j.scs.2021.103203	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

1. 著者名 Takada Akito, Kodera Sachiko, Togo Hiroyoshi, Shimizu Masashi, Niwa Hideyuki, Ishikura Takayuki, Tanaka Hideto, Kawahara Takashi, Hirata Akimasa	4. 巻 10
2. 論文標題 Computed and Measured Core Temperature of Patients With Heatstroke Transported From Their Homes via Ambulance	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 IEEE Access	6. 最初と最後の頁 41839 ~ 41851
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1109/ACCESS.2022.3167520	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

1. 著者名 Takada Akito, Kodera Sachiko, Suzuki Koji, Nemoto Mio, Egawa Ryusuke, Takizawa Hiroyuki, Hirata Akimasa	4. 巻 11
2. 論文標題 Estimation of the number of heat illness patients in eight metropolitan prefectures of Japan: Correlation with ambient temperature and computed thermophysiological responses	5. 発行年 2023年
3. 雑誌名 Frontiers in Public Health	6. 最初と最後の頁 1061135
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.3389/fpubh.2023.1061135	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計6件（うち招待講演 1件/うち国際学会 0件）

1. 発表者名 高田旭登, 江川隆輔, 滝沢寛之, 平田晃正
2. 発表標題 8 都道府県における熱中症搬送人員数予測
3. 学会等名 電子情報通信学会総合大会
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 上松涼太, 平田晃正, 宮澤太機
2. 発表標題 データ同化によるリアルタイム熱中症リスク評価に関する検討
3. 学会等名 電子情報通信学会エレクトロニクスシミュレーション研究会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 高田旭登, 小寺紗千子, 平田晃正
2. 発表標題 複合物理解析と救急搬送データに基づく高齢者熱中症リスク評価
3. 学会等名 電子情報通信学会エレクトロニクスシミュレーション研究会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 上松涼太, 平田晃正
2. 発表標題 データ同化による簡易体温推定手法のパーソナライゼーション
3. 学会等名 電子情報通信学会総合大会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 平田晃正, 小寺紗千子, Essam Rashed
2. 発表標題 名古屋市における熱中症搬送者予測 ニューラルネットワークと非線形回帰によるアプローチ
3. 学会等名 電子情報通信学会総合大会 (招待講演)
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 A. Takada, S. Kodera, R. Egawa, H. Takizawa, A. Hirata
2. 発表標題 Estimation of Number of Heat-Related Illness Patients Transported in Eight Prefectures
3. 学会等名 BioEM 2022
4. 発表年 2022年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究分担者	小寺 紗千子  (Kodera Sachiko)  (40874219)	名古屋工業大学・工学(系)研究科(研究院)・研究員   (13903)	
研究分担者	Essam Rashed  (Rashed Essam)  (60837590)	兵庫県立大学・情報科学研究科・教授   (24506)	
研究分担者	ゴメスタメス ホセデビット  (Gomez-Tames Jose)  (60772902)	名古屋工業大学・工学(系)研究科(研究院)・准教授   (13903)	

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------