

# ウェアラブルセンサとサーモグラフィを併用した 温熱快適度推定法の検討

吉川 寛樹<sup>1,a)</sup> 内山 彰<sup>1,b)</sup> 西川 祐希<sup>2,c)</sup> 東野 輝夫<sup>1,d)</sup>

概要：屋内環境における適切な空調制御は、ユーザのストレスや建物のエネルギー消費の観点から注目されている。そのためユーザの温熱快適度推定に関する研究は多く行われており、ウェアラブルセンサや熱画像を用いて、心拍数や顔の温度分布から快適度を推定できることがわかっている。しかしウェアラブルセンサによる推定は継続的にセンシングが可能である反面、取得できる生体情報には制限があり、日常的な温度環境において細かく変化するユーザの温熱快適度を高精度に推定することは難しい。また、顔の温度分布からストレスなど人の感情を推定可能であることがわかっており、温熱快適度についても高精度に推定可能であることがわかっている。しかし、熱画像を用いて顔の温度分布を取得するためにはユーザがカメラに正対する必要があり、常に顔の温度分布を取得することは難しい。そこで本研究では熱画像を用いて高精度に推定した断続的な温熱快適度をウェアラブルセンサにより継続的に取得した生体情報を用いて補完し、継続的かつ高精度に温熱快適度を推定する。性能評価のため研究室環境においてユーザ 15 名からのべ 128 日間のデータを収集し評価を行ったところ、適合率 89.2%、再現率 99.1%でエネルギー消費を削減可能な状態の推定が可能であることがわかった。

## 1. はじめに

近年空調機器の普及や気候の激しい変動に伴い、住居やオフィスビルなどの空調制御に用いるエネルギー消費の割合が年々増加している。特に国内では、家庭の空調制御に関わるエネルギー消費は全体の 30.1%に相当し [1]、適切な空調制御はエネルギー消費削減のための重要な課題となっている。近年の空調機器には、温度センサによる人の位置の推定や効率的な気流の制御を行うことにより、エネルギー消費を抑えるものも存在する。しかしそれらは人間が実際に体感する温熱快適度を反映した空調制御ではなく、居住者が快適でなければ設定温度を変更するなどの操作が必要となる。また、操作を行わずに居住者が快適であると感じている場合にもエネルギー消費削減の余地は存在する。例えば冷房時に、居住者が快適であるが少し涼しいと感じる状態では設定温度を少し上昇させることで、快適性を損なわずにエネルギー消費を削減することが可能である。

温冷感に関する研究は多く行われており、気温以外にも様々な要素によって変化することがわかっている [2]。Fanger

は PMV(Predicted Mean Vote) と呼ばれる、人間の温冷感を -3 から 3 までの 7 段階 (cold, cool, slightly cool, neutral, slightly warm, warm, hot) で表現する指標を提案しており [3]、この 7 段階の温冷感指標は空調システムに関連する工業規格などの策定も行っている ASHRAE (アメリカ暖房冷凍空調学会) の 7 段階評価 [4] として近年の研究においても広く用いられている。PMV は人間の温冷感を、環境的な要因である、気温、湿度、風速、熱放射と人体側の要因である代謝、着衣量から説明している。しかし、これらの要素を計測するためには様々なセンサを用いる必要があることや、測定対象付近の計測値が必要なことから、個人ごとの温冷感は容易に推定できない。また PMV により算出された温冷感は、TSV(Thermal Sensation Vote) と呼ばれる実際に人間が感じる温冷感と、必ずしも一致しないことが報告されており [5], [6]、TSV を推定することはさらに困難な課題となっている。

そのような理由から、温冷感を人体のセンシングにより取得した要素から推定する研究が多く行われている。Ranjan らはサーモグラフィから取得した人間の顔の熱画像を用いて、気温と顔の部位別の温度を特徴量とした機械学習に基づき、非接触で高精度に温冷感を推定する手法を提案している [7]。また、ウェアラブルセンサを用いて温冷感を推定する研究も存在する。Barrios らは室内の気温湿度に加え

<sup>1</sup> 大阪大学大学院情報科学研究科

<sup>2</sup> ダイキン工業株式会社

a) h-yoshikawa@ist.osaka-u.ac.jp

b) uchiyama@ist.osaka-u.ac.jp

c) yuki.komori@daikin.co.jp

d) higashino@ist.osaka-u.ac.jp

て、チェストストラップにより取得した心拍数と、腕センサに取り付けた気温湿度センサなどを用いて温冷感を推定している [8].

しかしながら、これらの手法を用いて日常環境下で常時高精度に温冷感を推定することは難しい。熱画像を用いた手法はサーモグラフィカメラが固定されていることから、カメラの視野に対象者が取りまわり、かつカメラに正対する必要がある。常にセンシングを行うことができない。また、ウェアラブルセンサを用いた Barrios らの手法 [8] では、常時センシングを行うことができる一方、腕時計型心拍センサの測定誤差が大きい。チェストストラップにより高精度に測定した心拍数を用いている。しかしチェストストラップを日常的に使用するユーザ数は、腕センサのユーザ数に比べると少なく、ウェアラブルセンサとしては腕センサのみを使用することが好ましい。

そこで本研究では、腕センサにより常時取得可能なデータから推定した温熱快適度を、断続的に取得可能な熱画像を用いた高精度な推定により補正を行い、常時高精度に温熱快適度を推定する手法を提案する。腕センサからは心拍数に加え、体表温度、EDA(Electrodermal Activity) を取得し、計測時点での値と各測定値の時系列変化を特徴量として用いることで機械学習に基づいて常時、温熱快適度を推定する。これらの値は温熱快適度と深く関わっていることが知られている [8], [9], [10]。しかし腕センサは装着具合や腕の動きにより誤差が生じるため、これにより推定した温熱快適度にも誤差が生じる。そこでユーザの顔を写した熱画像が得られるたびに高精度な推定を行うことで、推定値の補正を行う。熱画像を用いた推定は顔の温度情報の特徴量として加えることで行う。

推定モデルの構築、評価に用いるデータセットには、春夏秋冬各季節に研究室環境で行った実験で、男性被験者 15 名から収集した 128 日間分の腕センサデータとその期間断続的に取得した熱画像 10724 枚から抽出した顔の温度情報を用いる。

その結果、neutral をエネルギー消費削減の余地があると定義した場合には適合率 89.2%、再現率 99.1% でエネルギー過剰消費状態を検知可能であることがわかった。

## 2. 関連研究

### 2.1 温熱快適度と生体データ

温熱快適度を推定する手法は古くから多く研究が行われている。Brager らは季節により温熱快適度推定のモデルを切り替える手法 [11] を提案している。これは単純な室内気温などの環境要素のみのセンシングでは快適な状態を推定することが難しいことを示している。

Fanger [3] によれば温熱快適度は気温や湿度などの環境要因 [12] に加え、環境内の人間の代謝量や着衣量などの人的要因も関係して変化することが明らかになっている。高

田らは 7 点法 [13] を用いて取得した人体各部位の平均皮膚温度から非定常状態における TSV を推定するモデル [14] や個人特徴を反映した皮膚温度と深部体温による推定モデル [15] を構築している。体温は温冷感を決定する重要な要因であることが確認されている。心拍変動から高精度に温冷感における不快感を検知する手法 [16] も存在する。この手法では心拍変動のみから不快感の検知を行っており、詳細な心拍変動を取得することで温冷感を推定することができることを示している。皮膚電位は発汗に伴って変化する指標である [17]。そのため皮膚電位を温熱快適度の指標として用いている研究も多く存在し [18], [19], [20]、推定のための特徴量として有効であることがわかる。

### 2.2 ウェアラブルセンサを用いた温熱快適度推定

Barrios ら [8] は心拍数をチェストストラップ型のウェアラブルセンサから取得することで、TSV を機械学習に基づく手法により推定している。同文献では腕センサを心拍センサとして用いることも文献内で検討されているが、測定誤差がチェストストラップ型に比べ大きい。現状では腕センサから取得した心拍数を特徴量として高精度に推定を行うことは難しいことがわかっている。

PMV モデルを利用することで、ウェアラブルセンサを用いた温熱快適度推定を行う研究も存在する。Hasan ら [21] は腕センサにより取得した心拍数と加速度から代謝率を推定し、PMV を算出する手法を提案している。しかし PMV モデルは、実環境においてユーザが感じる温冷感と必ずしも一致しないことがわかっており [5], [6]、ユーザの温熱快適度に応じた空調制御を行う場合に PMV を用いることは必ずしも適切とは言えない。

### 2.3 熱画像を用いた温熱快適度推定

近年の研究ではサーモグラフィは人間の温熱快適度の推定に使用されている。Burzo ら [22] は温熱快適度を「暑さによる不快」、「快適」および「寒さによる不快」の 3 つのレベルに分け、他の生体センサと熱画像を組み合わせて温熱快適度を推定している。Ranjjan ら [7] は、熱画像を用いて温熱快適度を推定し、建物内のエネルギー消費を削減する手法を提案している。しかしこれらの研究は高精度に温熱快適度を推定可能である反面、熱画像の取得を温熱快適度推定の前提としており、常時温熱快適度を推定するためにはサーモグラフィカメラに常に正対している必要がある。実際に空調機器にサーモグラフィを搭載する場合、固定された位置から撮影するため常に熱画像が取得できるとは限らない。そこで本研究では、ウェアラブルセンサを用いて常時推定する温熱快適度と、サーモグラフィを用いて断続的に取得した熱画像から高精度に推定した温熱快適度を組み合わせることで、熱画像が得られない状態でも高精度な温熱快適度推定を行うことを目的とする。

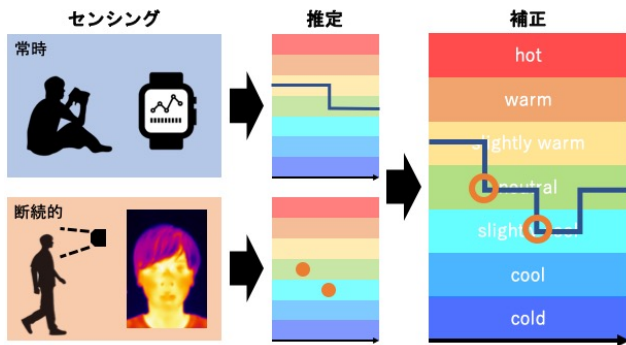


図 1 温熱快適度推定法概要

## 2.4 温熱快適度と空調制御

温冷感を表す指標として ASHRAE の 7 段階評価が用いられることが多いが, neutral が常に空調制御における目標値となるわけではない. 近年では常にニュートラルな状態をユーザが好むとは限らない [23] ことが報告されており, 温熱的に快適であることと neutral に感じることは一致しないことがわかっている. また, 温熱的に快適な状態にはある程度の範囲があることも報告されており [7], 空調制御においてエネルギー消費の削減を目標とする場合には温冷感の neutral ではなく, ユーザが不快であると感じない範囲での空調制御が目標となる. そこで本研究では 7 段階の温冷感に加え, 温熱的に不快であるかの申告を実験において被験者から収集し, ユーザが不快であると感じない範囲での冷暖房でのエネルギー過剰消費を検知するための温熱快適度推定モデルを構築する.

## 3. 温熱快適度推定

### 3.1 手法概要

温熱快適度推定法の概要を図 1 に示す. 本手法では常時センシング可能な腕センサによる比較的誤差の大きい推定値を, 断続的に取得可能な熱画像による高精度な推定値により補正する. 推定アルゴリズムにはランダムフォレスト [24] を用い, 得られるセンサデータに応じて 2 種類の推定モデルを使い分ける. 使用する特徴量を表 1 に示す. 熱画像が得られたときは  $f_1$ - $f_{31}$  全てを特徴量として与えることで高精度な推定を行い, 通常時は腕センサから得られる  $f_{10}$ - $f_{30}$  と冷暖房の使用状態 ( $f_{31}$ ) のみから推定を行う.

### 3.2 顔温度特徴量抽出

熱画像からの温度抽出は可視画像と熱画像を組み合わせることにより行う. まず可視画像に対し, 顔検出手法を用いて矩形として顔の座標を取得する. 本研究では OpenCV の Haar-like 特徴 [25] を利用した顔検出器を用いる. 得られた矩形から相対的に顔の各部位 (face, forehead, cheek\_r, cheek\_l, nose, mouth) の矩形座標を算出する. 算出式を表 2 に示す. 各部位の矩形座標の算出には, 顔検出により取得した顔の中心座標 ( $X, Y$ )

表 1 特徴量

#	特徴量名	説明
$f_1$	$T_{face}$	顔全体の平均体表温度
$f_2$	$T_{forehead}$	額の体表温度
$f_3$	$T_{cheek\_r}$	右頬の体表温度
$f_4$	$T_{cheek\_l}$	左頬の体表温度
$f_5$	$T_{nose}$	鼻先の体表温度
$f_6$	$T_{mouth}$	口周辺の体表温度
$f_7$	$T_{max}$	顔の体表温度の最大値
$f_8$	$T_{min}$	顔の体表温度の最小値
$f_9$	$T_{var}$	顔の体表温度の分散
$f_{10}$	WT	手首の体表温度
$f_{11}$	$WT_{mean\_1min}$	手首の体表温度の過去 1 分間平均
$f_{12}$	$WT_{mean\_5min}$	手首の体表温度の過去 5 分間平均
$f_{13}$	$WT_{mean\_10min}$	手首の体表温度の過去 10 分間平均
$f_{14}$	$WT_{diff\_1min}$	手首の体表温度の 1 分前と現在の差
$f_{15}$	$WT_{diff\_5min}$	手首の体表温度の 5 分前と現在の差
$f_{16}$	$WT_{diff\_10min}$	手首の体表温度の 10 分前と現在の差
$f_{17}$	HR	心拍数
$f_{18}$	$HR_{mean\_1min}$	心拍数の過去 1 分間平均
$f_{19}$	$HR_{mean\_5min}$	心拍数の過去 5 分間平均
$f_{20}$	$HR_{mean\_10min}$	心拍数の過去 10 分間平均
$f_{21}$	$HR_{diff\_1min}$	心拍数の 1 分間と現在の差
$f_{22}$	$HR_{diff\_5min}$	心拍数の 5 分間と現在の差
$f_{23}$	$HR_{diff\_10min}$	心拍数の 10 分間と現在の差
$f_{24}$	EDA	皮膚電位
$f_{25}$	$EDA_{mean\_1min}$	皮膚電位の過去 1 分間平均
$f_{26}$	$EDA_{mean\_5min}$	皮膚電位の過去 5 分間平均
$f_{27}$	$EDA_{mean\_10min}$	皮膚電位の過去 10 分間平均
$f_{28}$	$EDA_{diff\_1min}$	皮膚電位の 1 分間と現在の差
$f_{29}$	$EDA_{diff\_5min}$	皮膚電位の 5 分間と現在の差
$f_{30}$	$EDA_{diff\_10min}$	皮膚電位の 10 分間と現在の差
$f_{31}$	HC	冷暖房使用状態 (冷房: -1, 暖房: 1)

表 2 各部位矩形の左上頂点座標と辺の長さ

部位	$x$ 座標,	$y$ 座標	横幅,	縦幅
額 (forehead)	$X - W/16,$	$Y - H/4$	$W/8,$	$H/8$
右頬 (cheek_r)	$X - 3W/10,$	$Y + H/16$	$W/6,$	$H/4$
左頬 (cheek_l)	$X + 2W/15,$	$Y + H/16$	$W/6,$	$H/4$
鼻 (nose)	$X - W/16,$	$Y$	$W/8,$	$H/8$
口 (mouth)	$X - W/8,$	$Y + H/4$	$W/4,$	$H/8$

$X, Y, W, H$  はそれぞれ検出した顔矩形 (face) の中心  $x$  座標, 中心  $y$  座標, 横幅, 縦幅

と横縦それぞれの辺の長さ ( $W, H$ ) を用いる. 各部位の温度 ( $T_{face}, T_{forehead}, T_{cheek\_r}, T_{cheek\_l}, T_{nose}, T_{mouth}$ ) は式 (1) によりそれぞれの矩形内の平均温度を算出することで得られる.

$$T_P = \frac{\sum_{(x,y) \in P} T(x,y)}{|P|} \quad (1)$$

ここで  $P$  は各部位の矩形内の座標の集合を表す.  $T(x, y)$  は可視画像内の座標 ( $x, y$ ) に対応する熱画像内の座標から取得した温度であり,  $|P|$  は集合  $P$  に含まれる座標点の数

である。

また,  $T_{\max}$ ,  $T_{\min}$ ,  $T_{\text{var}}$  はそれぞれ式 (2), (3), (4) により算出する。

$$T_{\max} = \max(T(x, y)) \quad (2)$$

$$T_{\min} = \min(T(x, y)) \quad (3)$$

$$T_{\text{var}} = \frac{\sum_{(x,y) \in P} (T(x, y))^2}{|P|} - T_P^2 \quad (4)$$

ここで  $\max(X)$  は集合  $X$  の最大値,  $\min(X)$  は集合  $X$  の最小値を表す。

### 3.3 腕センサ特徴量抽出

腕センサからは手首体表温度, 心拍数, 皮膚電位をそれぞれ取得する。これらのセンサは多くの腕センサに搭載されており温熱快適度とも深く関係している。推定を行う時点での, WT, HR, EDA を特徴量とする。また時間的な変化も温熱快適度に関係している [8] ため, それぞれの値の 1 分前, 5 分前, 10 分前からの平均値と差を特徴量として用いる。それぞれの算出式を式 (5), (6) に示す。

$$X_{\text{mean\_nmin}}(t_c) = \frac{\sum_{t=0}^{60n} (X(t_c - t))}{60n} \quad (5)$$

$$X_{\text{diff\_nmin}}(t_c) = X(t_c) - X(t_c - 60n) \quad (6)$$

ここで  $X$  は WT, HR, EDA のいずれか,  $n$  は 1, 5, 10 のいずれかであり,  $X(t)$  は時刻  $t$  での各センサの測定値,  $t_c$  は現在の時刻を表す。本研究では各センサデータの平均値を 1 秒ごとに算出することで, 1[Hz] のデータ列に再形成している。

### 3.4 冷暖房の使用状態

冷暖房の使用状態は温熱快適度の推定のための重要な特徴量であり, 冷房時を -1, 暖房時を 1 として特徴量として与える。本研究では温熱快適度を推定した上で, その時点での冷暖房の使用状態と温熱快適度からエネルギー削減の余地の有無を判定する。具体的には冷房時 ( $HC = -1$ ) に涼しく感じている状態 (温熱快適度が負の値), 暖房時 ( $HC = 1$ ) に暖かく感じている状態 (温熱快適度が正の値) を余分なエネルギーを使用している状態として定義する。そのような状態を検出することで冷暖房に使用するエネルギーを削減することが可能である。

### 3.5 過去の推定結果による補正

提案手法ではウェアラブルセンサのみからセンサデータを取得している状態と, 熱画像を取得している状態で推定モデルを切り替えることで温熱快適度を推定する。本研究ではタイムウィンドウを 1 分とし, 直前の熱画像による推定値と現時点での腕センサによる推定を組み合わせて補正した推定値を算出する。それを現時点での温熱快適



図 2 温熱快適度入力アプリケーション

表 3 収集した温熱快適度申告値の内訳

温熱快適度	申告数	不快ラベル数
-3 (cold)	11	11
-2 (cool)	43	0
-1 (slightly cool)	185	0
0 (neutral)	919	0
1 (slightly warm)	257	0
2 (warm)	55	0
3 (hot)	6	6

度とする。補正式を式 (7), (8) に示す。

$$C_{\text{est}}(t) = a^{t_e} C_{\text{prev}} + (1 - a^{t_e}) C_{\text{wrist}}(t) \quad (7)$$

$$t_e = t - t_{\text{prev}} \quad (8)$$

ここで  $C_{\text{prev}}$  は直前の熱画像取得時点での高精度な推定値であり,  $t_{\text{prev}}$  は直前の熱画像取得時刻である。  $C_{\text{wrist}}(t)$  は時刻  $t$  での腕センサによる推定値である。

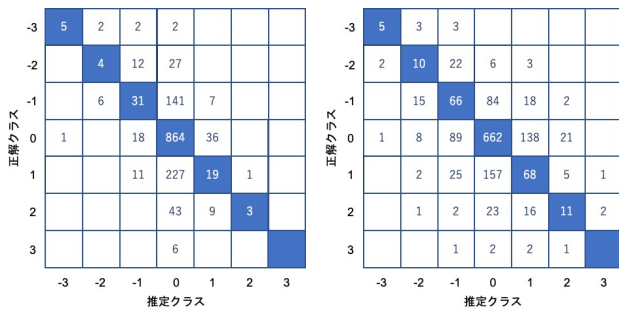
重み  $a(0 < a < 1)$  は本研究では 0.9 とした。これにより熱画像取得時からの経過時間  $t_e$  を用いて時間経過により熱画像による推定の信頼度の低下を考慮している。

## 4. 評価

### 4.1 実験環境

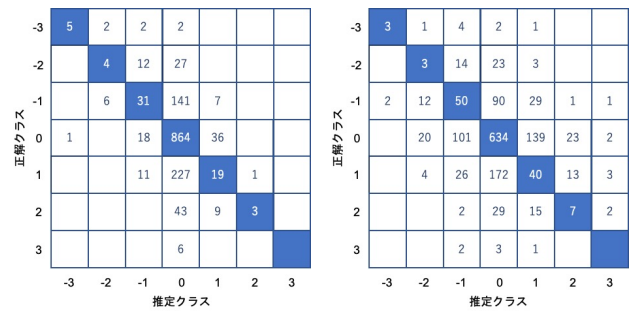
本研究では冷暖房に対応した温熱快適度推定モデルを構築するため, 季節ごとに実験を行い 20 代男性 15 名の被験者から, のべ 128 日分のデータを収集した。実験の間被験者は日常通り研究活動を行いながら腕センサを常時装着し, 30 分ごとに 10 秒間隔で 7 回, 可視画像と熱画像を撮影し, 同時に 7 段階の温熱快適度ラベルの申告をスマートフォンアプリ (図 2) を用いて行った。また同時に快適か不快かを尋ねることにより, 7 段階温熱快適度とユーザの温熱的な不快感との関係を調査する。腕センサは E4 wristband[26], サーモグラフィカメラは FLIR T540[27] を使用した。

この実験によりそれぞれ 10724 枚の可視画像と熱画像を組を取得した。また, 各時点での 7 枚組の熱画像から温度情報の平均値を算出しその時点での温度情報とした。その結果センサデータの欠損を取り除き, 1476 点で取得した熱



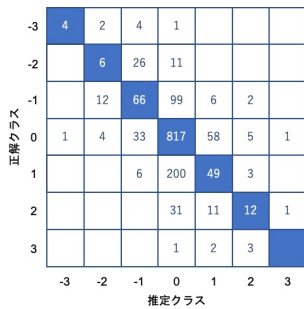
(a) ランダムフォレスト

(b) KNN

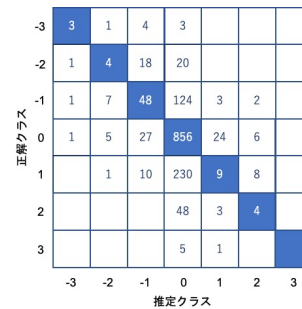


(a) ランダムフォレスト

(b) KNN



(c) SVM



(c) SVM

図 3 各推定手法の混同行列 (熱画像+腕センサ)

図 4 各推定手法の混同行列 (f10-f31)

表 4 各推定手法の精度 (熱画像+腕センサ)

推定手法	精度 (正解率)	平均絶対誤差
ランダムフォレスト	<b>65.5%</b>	<b>0.40</b>
KNN	55.7%	0.54
SVM	64.6%	0.41
Neutral	62.2%	0.47

表 5 各推定手法の精度 (f10-f31)

推定手法	精度 (正解率)	平均絶対誤差
ランダムフォレスト	<b>62.7%</b>	<b>0.44</b>
KNN	49.0%	0.64
SVM	62.6%	0.46
Neutral	62.2%	0.47

画像, 腕センサデータ, 温熱快適度の組をデータセットとして用いる。温熱快適度申告値の内訳は表 3 のようになった。不快ラベルは極端な温熱環境 (-3, 3) のみでしか報告されなかった。

#### 4.2 熱画像を用いた推定

熱画像を用いた推定には表 1 の全特徴量を使用する。比較手法として KNN (K 近傍法), SVM (サポートベクターマシン) と全てを 0 (neutral) と推定する手法を用いる。5 分割交差検証により算出した各手法の推定精度を表 4 に示す。7 クラス分類の推定精度, 平均絶対誤差ともにランダムフォレストが最も高精度な結果となった。

ランダムフォレストと KNN, SVM の混同行列を図 3 に示す。これによるとランダムフォレストにおいて, それぞれのクラス (-3,-2,-1,0,1,2,3) の再現率は 54.5%, 23.3%, 27.6%, 94.0%, 12.8%, 5.4%, 0% となり, 適合率は 85.7%, 45.5%, 53.1%, 68.3%, 39.8%, 75.0%, 無しとなり -2, -1, 1 の推定が困難であることがわかる。一方で, ランダムフォレストによる推定はユーザが涼しく感じているとき (-3, -2, -1) に暖かく感じている (1, 2, 3) と誤って推定する確率は 2.9%, ユーザが暖かく感じているときに涼し

く感じていると推定する確率は 3.4% とほとんどない。この結果は冷暖房における余分なエネルギー消費を検知し, 空調出力を抑える際の誤検出がほとんどないことを示している。上記の理由から本手法が温熱快適度を損なわずにエネルギー消費を削減する手法として非常に有効であることがわかる。

#### 4.3 腕センサのみを用いた推定

腕センサのみを用いた推定には表 1 の f10-f31 を使用する。5 分割交差検証により算出した各手法の推定精度を表 5 に示す。7 クラス分類の推定精度, 平均絶対誤差ともにランダムフォレストが最も高精度な結果となった。また, 各手法の混同行列を図 4 に示す。これらの結果は図 3 と同じような傾向となり, 余分なエネルギー消費の検知に有効であると言えるが, 特徴量の次元が少ないことからわずかに精度が低くとどまっている。そのためより高精度な推定のためには熱画像を用いて断続的に補正を行うことが必要である。

#### 4.4 余分なエネルギー消費の検知

本研究はユーザの温熱快適度を推定することで冷暖房時

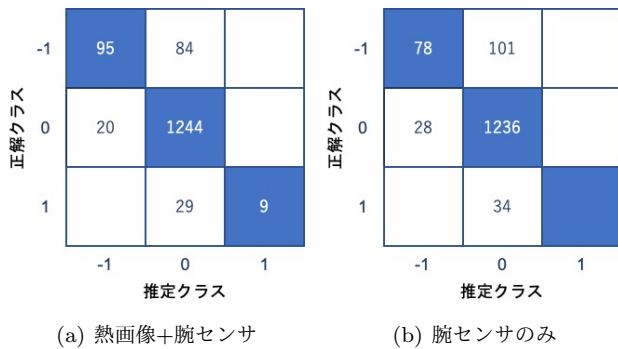


図 5 余分なエネルギー消費 ((温熱快適度)\*HC > 0) の推定結果

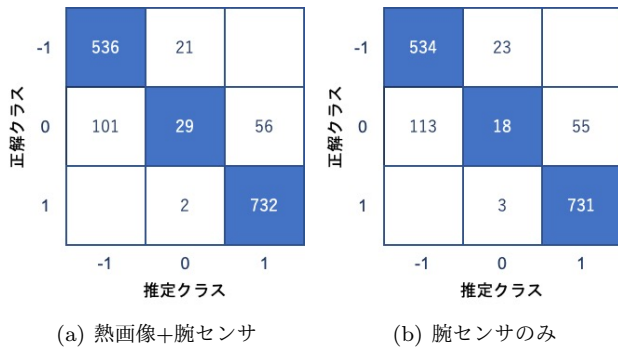


図 6 余分なエネルギー消費 ((温熱快適度)\*HC >= 0) の推定結果

の余分なエネルギー消費を検知し、エネルギー消費を削減することを目的とする。余分なエネルギー消費をしている状態をエネルギー過剰消費状態とし、定義を(温熱快適度)\*HC > 0 (冷房時の-3, -2, -1, 暖房時の3, 2, 1)とした場合、(温熱快適度)\*HC >= 0 (冷房時の-3, -2, -1, 0, 暖房時の3, 2, 1, 0)とした場合、それぞれに対してランダムフォレストにより推定した結果の混同行列を図5, 図6にそれぞれ示す。図5では冷房時に温熱快適度が0より小さい状態を-1, 暖房時に温熱快適度が0より大きい状態を1, それ以外の状態をエネルギー消費削減の余地がない状態0とし、図6では冷房時に温熱快適度が0以下の状態を-1, 暖房時に温熱快適度が0以上の状態を1, それ以外の状態をエネルギー消費削減の余地がない状態0とし、3クラス分類を行った。

図5の結果によると、クラス-1と1を合計したエネルギー過剰消費状態の推定では、熱画像と腕センサを組み合わせた場合には適合率83.9%, 再現率47.9%で検知することができ、腕センサのみの場合には適合率73.6%, 再現率36.6%で検知できることがわかった。図6の結果によると、エネルギー過剰消費状態の推定では、熱画像と腕センサを組み合わせた場合には再現率98.2%, 適合率89.0%で検知することができ、腕センサのみの場合には再現率98.0%, 適合率88.3%で検知できることがわかった。これらのモデルはユーザの嗜好に合わせて選択されるべきであるが、温熱的な不快感を感じることも無く高精度にエネルギー過剰消費状態を推定できることがわかった。

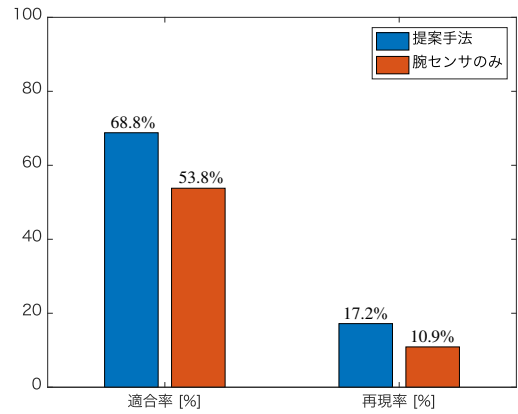


図 7 提案手法と腕センサのみによる手法の精度比較  
エネルギー過剰消費状態=((温熱快適度)\*HC > 0)

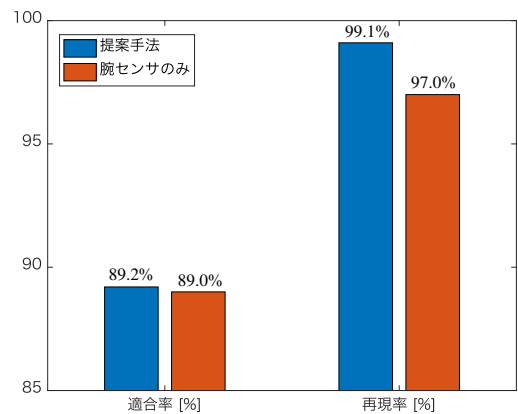


図 8 提案手法と腕センサのみによる手法の精度比較  
エネルギー過剰消費状態=((温熱快適度)\*HC >= 0)

#### 4.5 補正後推定値の評価

得られたデータセットのうち、冬の1日分暖房下での8名のデータをテストデータとし、それ以外のデータを学習データとして、提案手法と腕センサのみを用いた手法の推定精度の比較を行う。このテストデータには30分ごとの熱画像取得と同時に申告された温熱快適度の正解データに加え、任意の時点での温熱快適度の申告が含まれており、熱画像の取得できない時点での推定値の精度比較を行うことができる。

エネルギー過剰消費状態を(温熱快適度)\*HC > 0とした場合の各手法の適合率と再現率を図7に示す。適合率、再現率ともに提案手法が腕センサのみによる手法を上回った。またこの結果から、提案手法を用いた場合には、再現率は低く留まっているが適合率は高く、誤って判定しユーザの温熱快適度を損なう空調制御を避けられることがわかる。エネルギー過剰消費状態を(温熱快適度)\*HC >= 0とした場合の各手法の適合率と再現率を図8に示す。これによりエネルギー過剰消費状態((温熱快適度)\*HC >= 0)の推定は両手法ともに高精度であることがわかる。これは neutral

状態をエネルギー消費削減の余地があると定義した場合には、提案手法が有効に働くことを示している。また、エネルギー過剰消費状態の定義にかかわらず適合率、再現率ともに提案手法がわずかに上回っていることから熱画像と腕センサを併用することの有効性を確認することができた。

## 5. まとめ

本研究ではウェアラブルセンサと熱画像を併用し、ウェアラブルセンサデータの時系列的な変化と断続的に得られる顔の温度情報を組み合わせ、常時高精度に温熱快適度を推定する手法を提案した。性能評価により日常環境下においてウェアラブルセンサと熱画像を併用した手法では、7段階の温熱快適度を65.5%の精度で推定可能であることがわかった。また空調制御を行う環境を想定した、エネルギー過剰消費状態の検知では冬の暖房環境において適合率89.2%、再現率99.1%で検知できることがわかり、提案手法によりエネルギー消費を削減できることを示した。

今後の課題として補正手法の精度向上が考えられる。本研究では熱画像取得時点からの経過時間と、温熱快適度推定値の信頼度の関係を固定のパラメータを用いた関数により表している。しかしその信頼度は環境情報やユーザの情報、活動状況から動的に変化することが予想されるため、適切な信頼度モデルを動的に選択することで精度向上を図ることができると考える。

また、本研究の評価はエネルギー過剰消費状態の検知精度に留まっている。エネルギー消費を削減可能な状態の中でも、どの程度削減できるかはユーザの温熱快適度レベルにより変化する。そのためより詳細にエネルギー過剰消費状態を分類することにより、更に詳細な評価を行う予定である。

## 謝辞

本研究にあたり協力いただいたダイキン工業株式会社に感謝の意を表す。

## 参考文献

- [1] 一般財団法人日本原子力文化財団原子力・エネルギー図面集：家庭部門用途別エネルギー消費量。
- [2] 田辺新一：住宅における温熱快適性の評価，住宅総合研究財団研究年報，Vol. 23, pp. 19–32 (1997)。
- [3] Fanger, P. O.: *Thermal Comfort: Analysis and Applications in Environmental Engineering* (1970)。
- [4] American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers: *Thermal environmental conditions for human occupancy*, ASHRAE standard, No. 55-74, ASHRAE (1974)。
- [5] Wong, N. H. and Khoo, S. S.: Thermal comfort in classrooms in the tropics, *Energy and Buildings*, Vol. 35, No. 4, pp. 337 – 351 (2003)。
- [6] Teli, D., Jentsch, M., James, P. and Bahaj, A.: Field study on thermal comfort in a UK primary school (2012)。

- [7] J. Ranjan and J. Scott: ThermalSense: Determining Dynamic Thermal Comfort Preferences using Thermographic Imaging, *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, ACM (2016)。
- [8] Barrios, L. and Kleiminger, W.: The Comfstat - automatically sensing thermal comfort for smart thermostats, *Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, pp. 257–266 (2017)。
- [9] Uursal, A. and Culp, C. H.: The effect of temperature, metabolic rate and dynamic localized airflow on thermal comfort, *Applied Energy*, Vol. 111, pp. 64 – 73 (2013)。
- [10] Gerrett, N., Redortier, B., Voelcker, T. and Havenith, G.: A comparison of galvanic skin conductance and skin wettedness as indicators of thermal discomfort during moderate and high metabolic rates, *Journal of Thermal Biology*, Vol. 38, No. 8, pp. 530 – 538 (2013)。
- [11] Brager, G. S. and de Dear, R. J.: Thermal adaptation in the built environment: a literature review, *Energy and Buildings*, Vol. 27, No. 1, pp. 83 – 96 (1998)。
- [12] 田辺新一，堤 仁美，鈴木孝佳：オフィス空間における湿度が熱的快適性に与える影響に関する研究：第1報-空気温度・相対湿度の組合せによる温冷感の違い，*空気調和・衛生工学会論文集*，Vol. 31, No. 109, pp. 1–9 (2006)。
- [13] Mitchell, D. and Wyndham, C. H.: Comparison of weighting formulas for calculating mean skin temperature, *Journal of Applied Physiology*, Vol. 26, No. 5, pp. 616–622 (1969)。
- [14] Takada, S., Matsumoto, S. and Matsushita, T.: Prediction of whole-body thermal sensation in the non-steady state based on skin temperature, *Building and Environment*, Vol. 68, pp. 123 – 133 (2013)。
- [15] Takada, S., Kobayashi, H. and Matsushita, T.: Thermal model of human body fitted with individual characteristics of body temperature regulation, *Building and Environment*, Vol. 44, No. 3, pp. 463 – 470 (2009)。
- [16] Nkurikiyeyezu, K., Shoji, K., Yokokubo, A. and Lopez, G.: Thermal Comfort and Stress Recognition in Office Environment, *Proceedings of the 12th Conference on Health Informatics* (2019)。
- [17] John T. Cacioppo, Louis G. Tassinary and Gary Berntson: *Handbook of Psychophysiology*, Cambridge University Press, 3 edition (2007)。
- [18] Gerrett, N., Redortier, B., Voelcker, T. and Havenith, G.: A comparison of galvanic skin conductance and skin wettedness as indicators of thermal discomfort during moderate and high metabolic rates, *Journal of Thermal Biology*, Vol. 38, p. 530538 (2013)。
- [19] Sun, Y. P., Zhu, N., Tian, Z., Li, N. and Liu, J.: Thermal Discomfort Evaluation in Hot Environment, *Frontiers of Green Building, Materials and Civil Engineering II*, Applied Mechanics and Materials, Vol. 193, pp. 1320–1323 (2012)。
- [20] Ugursal, A. and Culp, C.: Gender Differences of Thermal Comfort Perception Under Transient Environmental and Metabolic Conditions, Vol. 119, pp. 52–62 (2013)。
- [21] Hasan, M. H., Alsalem, F. and Rafeaie, M.: Sensitivity study for the PMV thermal comfort model and the use of wearable devices biometric data for metabolic rate estimation, *Building and Environment*, Vol. 110, pp. 173 – 183 (2016)。
- [22] M. Burzo, M. Abouelenien, V. Pérez-Rosas, C. Wicaksono, Y. Tao and R. Mihalcea: Using Infrared Thermography and Biosensors to Detect Thermal Discomfort

- in a Building's Inhabitants, *Proceedings of the ASME 2014 International Mechanical Engineering Congress and Exposition*, ASME (2014).
- [23] Humphreys, M. A. and Hancock, M.: Do people like to feel 'neutral'?: Exploring the variation of the desired thermal sensation on the ASHRAE scale, *Energy and Buildings*, Vol. 39, No. 7, pp. 867 – 874 (2007).
- [24] Breiman, L.: Random Forests, *Machine Learning*, Vol. 45, No. 1, pp. 5–32 (2001).
- [25] Viola, P. and Jones, M.: Rapid object detection using a boosted cascade of simple features, *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2001*, Vol. 1, pp. I-511–I-518 (2001).
- [26] Empatica: Real-time physiological signals — E4 EDA/GSR sensor (2015).
- [27] FLIR: FLIR T540, <https://www.flir.com/products/t540/>.