

ウェアラブルセンサを用いた人体快適度推定手法

MAO HAOMIN¹ 土田 修平¹ KIM YONGBEOM² 金田 麟太郎² 堀 隆之² 寺田 努¹
塚本 昌彦¹

概要：人間の快適度に合わせて温度や湿度などを自動的に調整する環境を実現するためには、空調システムなどが定量化された人間の快適度の変化を常時計測できる必要がある。快適度を定量化するためには様々な環境における人間の生体データや環境データの測定が必要であり、これらのデータを常時測定できるウェアラブルセンサを用いるのが適切である。本研究ではウェアラブルセンサを用いて人間の生体データを取得し、回帰分析を行うことで熱的快適度を推定する手法を提案する。人間の熱的快適度の評価には一般的に PMV モデルが用いられるため、快適度の正解データは PMV 公式から算出した計算値を用いた。パイプ式ブース内において被験者の生体データを取得するとともに、正解データを算出するための PMV パラメータは被験者に入力してもらった。取得したデータを 5 種類の回帰モデルを用いて分析し、MAE, R2 スコア, RMSE の 3 つの基準から各回帰モデルを評価した。推定手法を日常環境に応用するには、使用するウェアラブルセンサの数を減らす必要があると考えられるため、回帰モデルに入力するデータの特徴量を減らし、MAE に基づいて使用するウェアラブルセンサの種類を限定した。結果として、左手の温度センサと心拍センサのみを用いることにより室内にいる人間の熱的快適度を推定できることを確認した。

1. はじめに

人は常に快適な環境を求める。例えば、夏場では暑さを避けるために日陰など涼しく感じる空間で過ごし、逆に冬場では寒さをしのぐために陽の当たる場所など暖たく感じる空間で過ごす傾向にある。このような人の特性を考慮し、空間の温度や湿度などを制御することで人が快適に感じる環境を作り出す試みが行われている [1]。人が感じる快適性（快適度）は、人の知的感覚や心理的状态など様々な要素に左右される一方で、その基準が曖昧で人間の状態や外部条件が変化すると快適の基準も変化する。快適度と相関する要素は多く、行動による快適度、感情による快適度、ストレスによる快適度などが存在する。そのため、羽根らは快適度が言語を介さないものであると指摘した [2]。何らかの状態における快適度を明確に定義することは難しく、したがって快適度を定量的に評価することは難しい。しかし、理想的な快適環境においては、人の快適度の変化に合わせて環境側が環境パラメータを常時自動的に制御することが望ましく、そのような快適環境を実現するためには、システムが快適度の変化を常時測定できる必要がある。この手法を検証するためには、多種多様なデータを取得す

るほか、様々な環境や条件下で長時間に及ぶ測定を行う必要がある。また、人の生活範囲は多様であり、環境側に設置したセンサのみを用いて個人の快適度を測定し続けることは難しいと考えられる。そこで本稿では、常時測定可能なウェアラブルセンサを用いて生体データを収集・分析・活用することで、室内環境における快適度推定手法の確立を目指す。

人体の快適度は環境の規模と関係があるが、室内環境では、人の温熱感覚、光感覚、音感覚などの知的感覚の中でも温熱感覚が特に敏感であることから [3,4]、人の熱的快適度を満たすことが重要である。実際、温度センサデータに基づき、エアコンが部屋温度を自動調節するシステムは一般的な住居環境でもみられるが [5]、このような数学的なアルゴリズムのみを用いて構築される環境で人が快適に感じるかどうかはわからない。一方、人間の生体データと生体温熱モデルによる人体の快適度の間には相関関係が見られるが [6,7]、これは生理学的な実験を何度も行う必要があるため、その分析を行うのは難しい。ただし、人体の熱的快適度に対する評価モデルは存在しており、その評価結果を利用できれば人間の生体データとの相関関係を回帰分析により構築できる。そこで本稿では、室内環境を制御できる特定空間にウェアラブルセンサで取得する人間の生体データの回帰分析を行うことで、人体の熱的快適度を推定する。

¹ 神戸大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Kobe University
² ソフトバンク株式会社
SoftBank Corp.

表 1: PMV モデルの 7 段階尺度

尺度	英語の表現	日本語の表現
+3	Hot	暑い
+2	Warm	暖かい
+1	Slightly warm	やや暖かい
0	Neutral	中立
-1	Slightly cool	やや涼しい
-2	Cool	涼しい
-3	Cold	寒い

2. 関連研究

2.1 PMV モデル

人の熱的快適度は温熱環境に対する満足度を表す人間の心理的状态として定義され [8], 室内環境における熱的快適度を評価するには PMV (Predicted Mean Vote, 予想平均温冷感申告) モデルが用いられている. PMV モデルは人体温冷感 (人体の熱的快適度) を 7 段階尺度で表し, 人間側のパラメータとして活動量, 着衣量などの生理量, 環境側のパラメータとして空気温度, 空気湿度, 放射, 気流などの物理量に基づき定式化される [9]. また, PMV モデルのパラメータに基づき PMV 値を定義式から計算できる. ここで, PMV の 7 段階尺度を表 1 に示す. また, 各パラメータの意味を以下で説明する.

- 活動量は人間の行動による産熱量である. 人間は作業や運動をする際に体感温度が変化してしまうため, 活動量は椅子に腰掛けた状態における単位面積あたりの人間の代謝量 ($=58.2W/m^2$) を 1Met とする [10]. 複数の場合は Mets (メツ) と表す.
- 着衣量は clo 値 (クロー値) に表す. これは衣服の熱抵抗値の単位で, 衣服の保温力が数値化されたものである.
- 空気温度は室内温度と同等とみなす.
- 空気湿度は空気中の水分量とされるが, 相対湿度の表記と同じである.
- 放射または熱放射はあらゆる物体が自身の持つ熱を電磁波として放射し続けていることを表す. 単位は温度と同じである.
- 気流は平均風速で表される.

2.2 熱的快適度推定手法

熱的快適度を取得するには, 人間の生体データの変化をシミュレーションできるサーマルマネキンを用いて熱的快適度を推定する手法がある [11]. 今日では, 画像認識技術の発展に伴い, 非接触計測手法が用いられるようになっていく. 楠亀らは超解像技術によるサーマルカメラの高分解能化手法を用いて熱平衡方程式から算出した人体放熱量と人体温冷感申告との相関関係を明らかにし, これによって

直接人体温冷感を推定した [12]. また, 松本らは HOG アルゴリズムを用いてカメラから取得した服の画像から衣服総重量を認識することにより着衣量を推定し, 特定環境下で取得した他の PMV モデルパラメータとともに PMV 公式から PMV 値を算出した [13]. しかし, 超解像技術に使用するサーマルカメラとサーマルマネキンは高価であり, システム開発にかかるコストを抑えるのが難しい. 一方, ウェアラブルセンサは比較的安価であるため, システムに開発にかかるコストを抑えたうえで快適度を推定できる可能性がある. 快適な環境を構築するために PMV の推定結果を空調システムにフィードバックすることは有用であり, これをウェアラブルセンサを用いて実現することも可能であると考えられる.

2.3 ウェアラブルセンサにおいて人間生体データのセンシング

ウェアラブルセンサは小型軽量でありながら制御の容易性に優れていることから, 持続センシングに向いているといえる. これまでに, ウェアラブルセンサを用いて人間の生体データを取得する研究は多い. 尾崎らは脈拍センサを用いて脈拍数を測定し, 酸素摂取量との相関性を明らかにすることで, 日常生活において, 活動により消費されるカロリーを推定する手法を実現した [14]. また, 脱水症と低体温症の防止のために, 横田らは湿度センサを用いて衣服内の湿度変化をセンシングし, 体の発汗量を推定する手法を提案した [15]. そして, 杉本らは圧力センサを内蔵した足圧測定シューズを用いて, 足圧データによる行動認識を行った [16]. 以上のことから, 実環境における生体データのセンシングにはウェアラブルセンサを用いるのが一般的であるといえる.

3. 提案手法

回帰分析を行うには正解データと入力データの両方が必要である. 熱的快適度の正解データの作成は PMV 公式から算出する方法 (公式法) とアンケートで調査する方法の 2 つがある. 本稿では, 人間の生体データを入力データとしている.

3.1 正解データの作成

公式法では, 式 1 から式 5 を用いて PMV 値を算出する. なお, 本稿で必要となるパラメータは式 2 から式 5 を用いて算出する. 式中の各パラメータについて, M は活動量, W は機械的仕事量 (一般的に 0 とする), P_a は水蒸気圧, t_a は室内温度, RH は室内湿度, f_{cl} は衣服面積係数, I_{cl} は衣服隔絶度, h_c は熱対流係数, v_{ar} は平均風速, t_r は平均放射温度, t_{cl} は衣服表面温度である. ここで, 室内環境においては風が発生しないと仮定するため, 正解データを計算する際は平均風速を 0 とした. また, t_{cl} は式 2 に示し

た4次方程式から導き出せるが、その計算が複雑であるため、リアルタイムで計算し、測定に用いるのは困難である。そこで、温度センサを用いて衣服表面温度のデータを直接取得した。

$$PMV = [0.303 * e^{-0.036M} + 0.028][(M - W) - 3.05 * 10^{-3}[5733 - 6.99(M - W) - P_a] - 0.42[(M - W) - 58.15] - 1.7 * 10^{-5}M(5867 - P_a) - 0.0014M(34 - t_a) - 3.96 * 10^{-8}f_{cl}[(t_{cl} + 273)^4 - (t_r + 273)^4] - f_{cl}h_c(t_{cl} - t_a)] \quad (1)$$

$$t_{cl} = 35.7 - 0.028 * M - I_{cl} * [3.96 * 10^{-8}f_{cl}[(t_{cl} + 273)^4 - (t_r + 273)^4] - f_{cl}h_c(t_{cl} - t_a)] \quad (2)$$

$$h_c = \begin{cases} 2.38 * (t_{cl} - t_a)^{0.25} \\ (2.38 * (t_{cl} - t_a)^{0.25} > 12.1(v_{ar})^{0.5}) \\ 12.1(v_{ar})^{0.5} * v_{ar} \\ (2.38 * (t_{cl} - t_a)^{0.25} < 12.1(v_{ar})^{0.5}) \end{cases} \quad (3)$$

$$f_{cl} = 1.00 + 1.29 * I_{cl} \text{for}(I_{cl} \leq 0.078m^2k/w) \\ f_{cl} = 1.05 + 0.645 * I_{cl} \text{for}(I_{cl} > 0.078m^2k/w) \quad (4)$$

$$P_a = (RH/100 * e^{-(18.6686 - 4030.18/(t_a + 235))}) \quad (5)$$

そもそも PMV 値は人間の温熱感覚を数値化したものであるため、アンケート調査で室内にいる人への質問から直接導き出せる。しかし、1 人に対するアンケートで得られる回答数は限られているため、十分な数の被験者を集めなければ、多種多様なデータが取得できない。本稿では PMV 計算値と比較するために、各被験者から実験中の温熱感覚を回答してもらったが、回帰分析には用いなかった。

3.2 人間生体データの取得

赤外線温度計、温度計、湿度計、風速計などの市販の測定器から各々の PMV モデルのパラメータを測定できるが、データの整合はおよび環境制御システムへの利用が難しいため、本稿では温度センサ (NTC サーミスタ)、GSR センサ、心拍センサなどのウェアラブルセンサと温湿度センサ、赤外線温度センサなどの環境側センサを用いて皮膚表面温度 (5 カ所)、皮膚表面電位、心拍数、室内温度と室内湿度、人体放射温度を取得した。また、個人差の影響を考慮し、4 つの個人差 (体重、身長、年齢、性別) を含める BMR (基礎代謝量) を式 6 と式 7 から算出し、回帰分析用の入力データに追加した。活動量と着衣量の取得時には、ウェアラブルセンサのデータを取得した後に温熱感覚の回

答を同時に行ってもらう。

$$BMR(Male) = 13.397 * Weight + 4.799 * Height - 5.677 * Age + 88.362 \quad (6)$$

$$BMR(Female) = 9.247 * Weight + 3.098 * Height - 4.33 * Age + 447.593 \quad (7)$$

関連研究ではカメラを用いて熱的快適度を推定する研究が既にあるが、1 つのカメラで全ての PMV モデルのパラメータを取得できないため、複数のカメラが必要である。取得可能なパラメータについてはサーマルカメラの熱画像により測定できる放射温度や熱画像に基づく行動認識によって取得できる活動量、RBG カメラを用いた画像認識によって推定できる着衣量がある。これら以外の特に環境の平均風速をはじめとするパラメータは取得できない。また、室内温度や室内湿度を測定するには環境センサを用いる必要があるため、カメラから熱的快適度を推定するには複合システムを構築する必要がある。

4. 実験

4.1 実験環境

多くの快適度データを取得するには、環境条件を変えながら被験者の生体データを取得する必要がある。室内環境を顕著に変化させるため、温湿度を制御する機器ヒータ 2 台、クーラ、加湿器、除湿機各 1 台が配置された 1.5m×1.5m×2.0m のパイプ式ブースを構築した。ここで、ブース (実験環境) の外観を図 1 に示す。ウェアラブルセンサのデータを取得する際に、被験者をブースに滞在させる。被験者は体の 5 か所 (左足、右足、左腕、右腕、胸) に温度センサを、指に GSR センサおよび心拍センサを各々取り付けた状態でブース内で自由に行動をとってもらい、機器の出力を変化させながらセンサデータを取得する。ここで、ウェアラブルセンサを装着したときの様子を図 2 に示す。本稿における出力制御パターンはヒータと加湿器の同時制御、ヒータと除湿機の同時制御、クーラと加湿器の同時制御、クーラと除湿機の同時制御の計 4 パターンのみであるため、各々のパターンに対し被験者の生体データを取得した。ただし、各々のパターンにおいて、被験者の行動と着衣を変えることはできない。そこで、活動量と着衣量を取得するため、快適度インタフェースを作成した。その画面を図 3 に示す。BMR を算出するために、データを取得する前に被験者にインタフェースで個人情報を入力してもらう。データを取得し終えた後に被験者に自身の行動と着衣に関する情報を記入してもらう。回答時において、被験者は身体活動のエクササイズ数表と clo 値の衣服換算の目安を参照しながらインタフェースに自己申告を行う [17, 18]。情報が不足する場合は、文献 [19, 20] を利用する。入力例として、被験者が実験中にタイピングを行った場合、イン

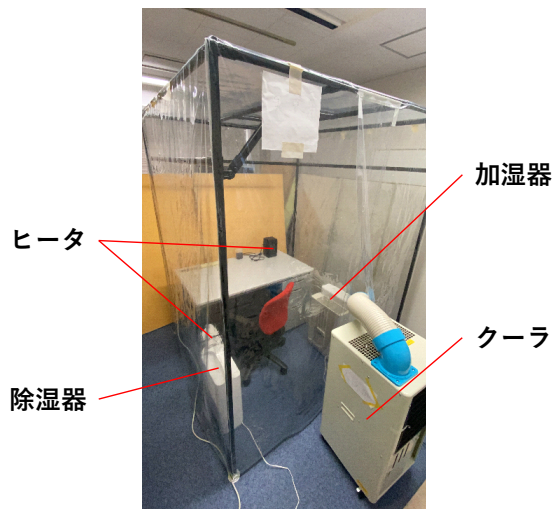


図 1: 実験環境

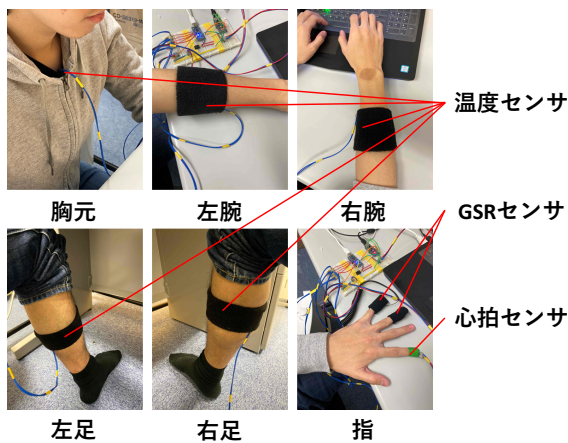


図 2: ウェアラブルセンサの装着の様子

図 3: 快適度インタフェース

タフェースの行動欄に 1.5 と入力する。また、被験者が半袖シャツ、薄手長袖ブラウス、厚手ジャケット、厚手ズボン、ショートパンツ、スポーツソックスを着ている場合は、それぞれの clo 値が 0.08, 0.18, 0.54, 0.24, 0.06, 0.02 となるため、インタフェースの着衣量欄にその合計値である 1.12 を入力する。なお、インタフェースの灰色部分では入力した情報を確認できる。

4.2 実験内容

ブース内の温湿度は安定するまでに時間がかかるため、1 回あたりのデータ測定時間は 15 分であり、センサデータはその間 20 秒間隔で取得する。機器の出力パターンごとに、被験者 1 人あたり 4 回実験を行う。所要時間は実験の説明、アンケートの回答などを含め、計 1 時間半である。本稿では被験者 7 人のデータを取得した。測定終了後、取得したデータから外れ値を取り除く。また、センサ 1 つの外れ値を取り除く際には他のセンサデータも取り除く。

4.3 モデル評価

ウェアラブルセンサから取得した放射温度、衣服表面温度、環境温度、環境湿度およびアンケートから取得した活動量と着衣量は正解データの計算に使用する。左腕温度、右腕温度、左足温度、右足温度、胸元温度、皮膚電位、心拍数、環境温度、環境湿度、活動量、着衣量、BMR は入力データとして回帰モデルを用いて分析する。取得したデータの 30% はテストデータに使い、残りの 70% は訓練データに用いる。回帰モデルは線形モデル、多項式回帰モデル、RBF ネットワーク、ニューラルネットワーク、ランダムフォレストの 5 種類のモデルを使い、MAE, R2 スコア、RMSE から各々のモデルを評価する。MAE は PMV の計算値と推定値の差の絶対値の平均値とする。R2 スコアは決定係数であり、1 に近いほど、モデルの回帰精度が高いことを表す。RMSE は PMV の推定値が計算値と離れる度合いを表す。各回帰モデルは Scikit-learn を用いて作成したほか [21]、多項式回帰モデルの回帰次数を 2、RBF ネットワークのペナルティ関数を 1.0 とした。ニューラルネットワークは活性化関数を ReLU、最適化方法を ADAM として設定した [22]。また回帰モデルの入力と出力では、各特徴量間でスケールが異なることから推定誤差が生じる可能性があるため、この影響を軽減するために正規化を行う。正規化はデータの主要な特徴量を保ちつつそのデータがもつ数値範囲を狭め、誤差または物理量の単位による影響を軽減できる。例としては Min-Max 正規化、Z-score 正規化、ログ対数正規化などが挙げられるが、本稿では Z-score 正規化を用いた。Z-score 正規化公式は式 8 で表される。ここで、 X , μ , σ それぞれは元データ、元データの平均値、元データの標準偏差である。なお、Z-score 正規化は回帰モデルの入力データのみを用いる。

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (8)$$

5. 結果

5.1 快適度の回帰結果

回帰結果を表 2 に、計算値曲線と各モデルの回帰曲線を図 4 に示す。回帰曲線は、それぞれのモデルに対して回帰分析から得られた推定値のうち 100 個を抜粋することで

表 2: 快適度回帰結果

モデル	MAE	R2 スコア	RMSE
線形モデル	2.2	0.60	3.4
多項式回帰モデル	2.4	0.46	4.0
RBF ネットワーク	1.5	0.70	3.0
ニューラルネットワーク	1.4	0.77	2.6
ランダムフォレスト	2.6	0.51	3.8

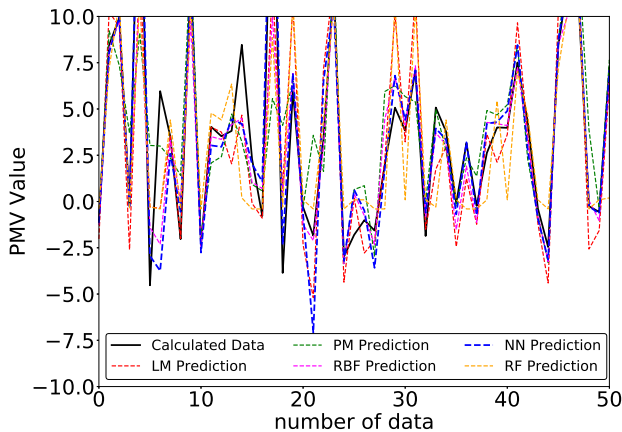


図 4: 快適度の計算値曲線と回帰曲線

得られたものである。5 種類の回帰モデルのうち、ニューラルネットワークの MAE が最小値を、R2 スコアが最大値をそれぞれとり、回帰結果が最も優れていたといえる。また、多項式回帰モデルとランダムフォレストの回帰結果が近似しており、なおかつ両方の推定誤差は大きかったといえる。Z-score 正規化はランダムフォレストを除いたモデルに適用した場合は効果があるといえる反面、ランダムフォレストに適用した場合は正規化前後において R2 スコアは変化しなかった一方で、MAE が増加する傾向があったといえる。また、ランダムフォレストにより算出されたマイナスの値に対する回帰曲線の適合はできなかった。全体的に回帰精度が低いため、現段階では正則化アプローチにおける過学習を抑制する必要はないと考えられる。

5.2 特徴量拡張時の快適度の回帰結果

多くのセンサを身につけることは、生活に支障をきたすことにつながる可能性があるため、日常環境において快適度を推定する際にウェアラブルセンサの数を減らす必要がある。しかし、単純に特徴量を減らすことは、推定精度の低下につながる可能性がある。これを防ぐために本稿では特徴量拡張の拡張を行う。具体的には、ウェアラブルセンサから得られた各特徴の変化は時間と関連な関係にあると仮定し、現時刻以前に取得した 10 個（約 3 分間）のデータの平均値と分散値を算出し、現時刻データセットに追加する。時間と関連な関係にはない特徴量には拡張を行わない。これにより、入力データを 12 次元から 30 次元まで増

表 3: 特徴拡張済みのデータセットにおける快適度の回帰結果

モデル	MAE	R2 スコア	RMSE
線形モデル	1.9	0.71	3.2
多項式回帰モデル	2.4	0.52	4.2
RBF ネットワーク	1.7	0.66	3.5
ニューラルネットワーク	1.2	0.81	2.6
ランダムフォレスト	2.8	0.50	4.3

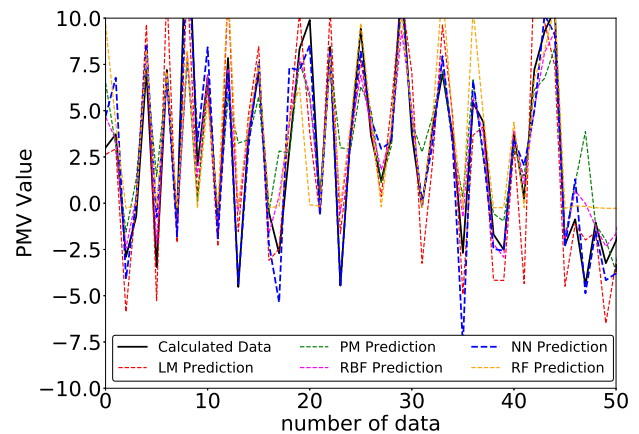


図 5: 特徴拡張済みのデータセットにおける快適度の計算値曲線と回帰曲線

加させた。拡張後の快適度回帰結果を表 3 に、計算値曲線と各モデルの回帰曲線を図 5 に示す。

結果により、ランダムフォレスト以外のモデルに対して拡張前より MAE が減少したといえる。多項式回帰モデルと RBF ネットワークの R2 スコアは小さいが、特徴量が拡張されたことにより特徴量間の線形相関が弱くなったため、この場合に R2 スコアでモデルを評価するのは不適切であると考えられる。

5.3 データの絞り込み

本節では、5.2 節で得られた 30 次元入力データを用いて、ウェアラブルセンサデータを絞り込む。ウェアラブルデバイスを製作する際に小型化を追求するため、日常環境に使用するウェアラブルセンサの数はなるべく少なくした方がよい。入力データに基づき、なおかつ回帰結果を確認し特徴量を削減できるウェアラブルセンサを探索するのが一般的である。しかし、特徴量を 1 つずつ減らしながら確認するには比較するパターンが多すぎる。そのため、入力データに近い特徴量をまとめて減らす方法が効率的である。そこで、全てのデータを使用する際をパターン 1 とし、特徴削減のパターンは以下のパターン 2 からパターン 8 に設定した。各々のパターンにおいて使用するデータを図 6 に示す。

- パターン 1: 全てのデータ

	ウェアラブルセンサデータ					環境側センサ	快適度インタフェース
パターン1	左手温度 左足温度	右手温度 右足温度	胸元温度	皮膚表面電位	心拍数	環境温度 環境湿度	活動量 着衣量 BMR
パターン2	左手温度 左足温度	右手温度 右足温度	胸元温度	皮膚表面電位	心拍数	環境温度 環境湿度	活動量 着衣量 BMR
パターン3	左手温度 左足温度	右手温度 右足温度	胸元温度	皮膚表面電位	心拍数	環境温度 環境湿度	活動量 着衣量 BMR
パターン4	左手温度 左足温度	右手温度 右足温度	胸元温度	皮膚表面電位	心拍数	環境温度 環境湿度	活動量 着衣量 BMR
パターン5	左手温度 左足温度	右手温度 右足温度	胸元温度	皮膚表面電位	心拍数	環境温度 環境湿度	活動量 着衣量 BMR
パターン6	左手温度 左足温度	右手温度 右足温度	胸元温度	皮膚表面電位	心拍数	環境温度 環境湿度	活動量 着衣量 BMR
パターン7	左手温度 左足温度	右手温度 右足温度	胸元温度	皮膚表面電位	心拍数	環境温度 環境湿度	活動量 着衣量 BMR
パターン8	左手温度 左足温度	右手温度 右足温度	胸元温度	皮膚表面電位	心拍数	環境温度 環境湿度	活動量 着衣量 BMR

図 6: 各々のパターンにおいて使用するデータ

- パターン 2: 全てのデータから活動量と clo 値を除く
- パターン 3: 全てのデータから環境温度と環境湿度を除く
- パターン 4: 全てのデータから活動量, clo 値, 環境温度, 環境湿度を除く
- パターン 5: パターン 4 のデータに基づき右手温度と右足温度を除く
- パターン 6: パターン 4 のデータに基づき左手温度と左足温度を除く
- パターン 7: パターン 5 のデータに基づき左足温度, 胸元温度, 皮膚電位を除く
- パターン 8: パターン 6 のデータに基づき右足温度, 胸元温度, 皮膚電位を除く

本節においてモデルの評価基準には MAE のみを用いる。回帰分析を行う際にテストデータは入力データからランダムに抽出されるため、今回は MAE をパターンごとに 5 回ずつ取得し、各々の平均値を算出した。ここで、各回帰モデルにおける各々のパターンに対する MAE を図 7 に示す。ここで、横軸座標はパターンの種類を、括弧内は各々のパターンの入力データの次元数をそれぞれ表す。また、縦軸は MAE を表す。結果より、ニューラルネットワークは MAE の平均値が低く、各パターンに対する適合性が高かったといえる。削減された特徴量が増加するにしたがい、各回帰モデルの MAE が増加する傾向にあるといえる。パターン 5 以降では MAE の分散値が大きくなった。パターン 5 とパターン 6、パターン 7 とパターン 8 の比較結果から、人体右半分の温度を除いた場合に MAE の平均値が低くなっている。言いかえると左半分の温度を使うパターンの回帰精度は高いといえる。以上の結果に基づき、日常環境で最低限用いる必要があるウェアラブルセンサは左手の温度センサと心拍センサであると結論づけた。

5.4 制限付きの PMV 回帰結果

5.2 節で示した回帰曲線において、PMV の計算値はおおよそ -10~10 の範囲で変化しているとみられた。しかし、PMV モデルから導き出した快適度の尺度では、PMV の

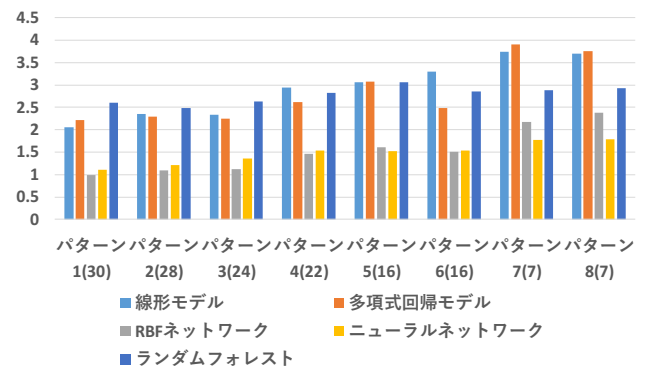


図 7: 各回帰モデルにおける各々のパターンに対する MAE 値

計算値が -3~3 の範囲から逸脱することはなかった。正解データは PMV 公式より算出した値を使用した。公式に用いた生体データには誤差が含まれると考えられる。しかし、現段階ではこの誤差を埋め合わせられない。PMV の値は尺度の範囲を超えたら意味をなさなくなる上に、回帰モデルに対して PMV 推定値の出力範囲が広くなればなるほど推定精度が低くなる。そのため、回帰分析する際には PMV の出力範囲を -3~3 に制限できれば、推定精度が向上すると考えた。具体的には、-3 以下の値はすべて -3 に、3 以上の値はすべて 3 に変換する。制限は以下の 2 つのタイミングに付与する。

- タイミング 1: 回帰分析する前に PMV の計算値に制限を付与する。
- タイミング 2: 回帰分析した後に PMV の推定値に制限を与え、推定結果を比較する際には PMV 計算値にも制限を付与する。

本節ではニューラルネットワークのみを用いる。ここでもウェアラブルセンサデータの削減結果を確認するために、5.3 節に示した各パターンにおいて 2 つのタイミングの MAE を算出した（ただし、5.3 節と同様に回帰分析 5 回分の MAE の平均値とする）。ここで、制限付きの回帰結果を図 8 に示す。制限の付与により、2 つのタイミングにおいて MAE は大きく減少したが、タイミング 1 の結果とタイミング 2 の結果に大きな差異はみられなかった。パターン 1 とパターン 8 の間に生じた MAE の差は約 0.3 であった。しかし、これにより PMV 推定値の多くが -3 もしくは 3 となったため、実際に日常環境においても検証する必要がある。

6. 考察

6.1 メッツに対する議論

メッツは身体活動のエクササイズ数表を参照して得られるが、実際は式 9 から式 13 を用いて算出する。式 12 の安静時エネルギー消費量は安静時運動強度（1 とする）のエネルギー消費量から算出する。RMR（エネルギー代謝率）を

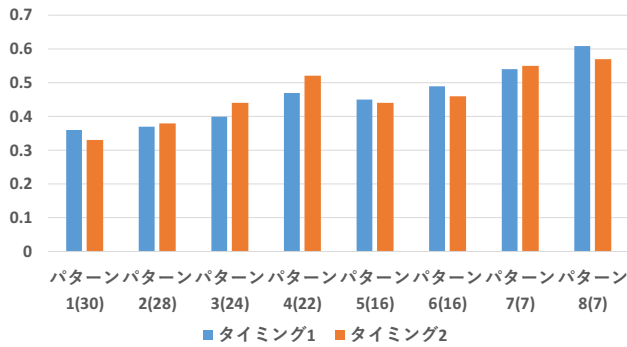


図 8: ニューラルネットワークにおける制限付きの快適度回帰結果

算出する際に、式の分子と分母に含めた BMR を約分できるため [23], メッツの中に体重, 身長, 性別などの個人差パラメータは含まれていない。したがって, PMV モデルは年齢以外の個人差を考慮していない。また, 運動強度の表現方法は主に 2 つ方法があり, 本稿ではカルボーネン法 (Karvonen Formula) を用いたが [24], 運動強度の表現方法は個人差の削除と関係ない。

$$\text{最大心拍数} = 220 - \text{年齢} \quad (9)$$

$$\text{運動強度} = \frac{\text{心拍数} - \text{安静時心拍数}}{\text{最大心拍数} - \text{安静時心拍数}} * 100 \quad (10)$$

$$\text{エネルギー消費量} = BMR * \text{運動強度} * \text{時間} \quad (11)$$

$$RMR = \frac{\text{エネルギー消費量} - \text{安静時エネルギー消費量}}{BMR} \quad (12)$$

$$RMR = 1.2 * (METs - 1) \quad (13)$$

6.2 PMV モデルのパラメータから生じる誤差

本稿では PMV 公式から算出された結果を回帰モデルの正解データに用いたが, PMV モデルには適用範囲があるため, モデルの各パラメータ値が適用範囲を逸脱した場合に, 計算値が外れてしまう。ここで, 適用範囲を表 4 に示す。実験から取得した各センサの実測値において, 適用範囲を逸脱するデータは多くに存在している。また, 被験者のプライバシーを守るために, 着衣量は clo 値の衣服換算の目安を参照し, 被験者自身で計算してもらったが, 着衣量を厳密に計算できない場合には誤差が生じる。また, PMV モデルのパラメータに熱対流係数 (平均風速とみなせる) があるが, 今回は風量を測定できるセンサを用いなかったため, 風量の影響を考慮しなかった。実際, 被験者のコメントの中にはブース内において機器からわずかに風を感じられたという意見もあったため, これも誤差が生じた原因の一つであると考えられる。

表 4: PMV とそのパラメータの適用範囲

変量	適用範囲
PMV	-2-2
活動量	0.8-4mets
着衣量	0-2clo
空気温度	10-30°C
相対湿度	30-70%
平均放射温度	10-40°C
平均風速	0-1m/s

6.3 アンケートの注意点

PMV モデルにおいて人の温熱感覚に対する言葉の表現が尺度の定義とわずかに異なっているため, 単純な質問では被験者の回答値に差が生じる。原因の一つとしては日本語と英語の表現に違いがあり, 日本語においては特に「暖かい」「涼しい」などの言葉が被験者にポジティブなイメージを与える傾向が強いことが挙げられる。実際, 尺度の定義において中立以外の尺度は全てネガティブな表現である。以上のことから, 被験者に温熱感覚を質問するより「現在の温度はどれくらい変化させたいのか」と質問する方が適切であると考えられる。

7. おわりに

本稿ではウェアラブルセンサを用いた室内環境における人間の熱的快適度の推定手法を提案した。提案手法において 5 ケ所皮膚表面温度, 皮膚表面電位, 心拍数, 活動量, 着衣量などの生体データと環境温度, 環境湿度などの環境データを取得し, 5 種類の回帰モデルを用いて回帰分析を行った。回帰モデルの評価ではニューラルネットワークの回帰精度が最も高く, MAE は 1.5, R2 スコアは 0.80, RMSE は 2.7 であった。ウェアラブルセンサデータの絞る結果では同じくニューラルネットワークの回帰精度が最も高く, 左手の温度センサと心拍センサから取得できる 7 次元のデータで PMV 値を推定できることを確認した。以上の結果を踏まえて, PMV 計算値に制限を付与することで MAE がさらに減少したが, 日常環境においても検証する必要があると考えられる。

今後の課題として, 快適度の回答結果を正解データとして回帰分析を行い, 回答値の回帰結果を公式の計算値の回帰結果と比較することが挙げられる。ウェアラブルセンサデータを用いるだけで快適度の推定精度を向上させることは困難であるため, 複数カメラの画像データとウェアラブルセンサデータを併用し, CNN モデルを用いて回帰分析を行うことが考えられる。また, 推定手法を評価するため, 回帰モデルを用いた日常環境における快適度を予測するシステムの構築が挙げられる。

参考文献

- [1] J. Petzold, F. Bagci, W. Trumler, et. al.: Next Location Prediction within A Smart Office Building, *Cognitive Science Research Paper-University of Sussex CSRP*, Vol. 577, No. 69, pp. 1–4 (May 2005).
- [2] 羽根 義: 特集 快適性の工学 快適性の概念とその側面, 人間工学, Vol. 29, No. 2, pp. 49–57 (Jan. 1993).
- [3] 須藤由佳子, 松原斎樹, 合掌 顕: 室温, 色彩による複合環境の心理評価, 日本建築学会環境系論文集, Vol. 73, No. 630, pp. 1037–1043 (Aug. 2008).
- [4] 大橋 力: 快適な音環境の情報学, 放送教育開発センター研究紀要, Vol. 7, pp. 53–101 (July 1992).
- [5] 松葉匡彦: モデル予測制御による温湿度制御, 電気設備学会誌, Vol. 30, No. 4, pp. 265–268 (Apr. 2010).
- [6] A. P. Gagge, J. A. Stolwijk, and Y. Nishi: An Effective Temperature Scale Based on a Simple Model of Human Physiological Regulatory Response, *American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers transactions*, Vol. 77, No. 2192, pp. 247–262 (May 1971).
- [7] J. A. Stolwijk: A Mathematical Model of Physiological Temperature Regulation in Man, *NASA CONTRACTOR REPORT*, No. NASA CR-1855, pp. 1–77 (Aug. 1971).
- [8] X. Du, B. Li, H. Liu, et. al.: The Response of Human Thermal Sensation and Its Prediction to Temperature Step-Change (Cool-Neutral-Cool), *PLoS One*, Vol. 9, No. 8, pp. 1–10 (Aug. 2014).
- [9] N. Djongyang, R. Tchinda, and D. Njomo: Thermal Comfort: A Review Paper, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 14, No. 9, pp. 2626–2640 (July 2010).
- [10] 快適性評価 PMV, 入手先 <http://mikilab.doshisha.ac.jp/dia/monthly/monthly10/20100430/aemi.pdf>.
- [11] 木村理沙, 高田 暁, 小川裕之: サーマルマネキンを用いた温熱環境評価法に関する研究 (第2報) 等価温度と温冷感申告の対応関係, 空気調和・衛生工学会大会学術講演論文集, Vol. 6, pp. 117–120 (Sep. 2015).
- [12] 楠亀弘一, 米田亜旗, 式井慎一: サーモカメラによる非接触温冷感センシング, *Panasonic Technical Journal*, Vol. 63, No. 2, pp. 10–14 (Nov. 2017).
- [13] 松本祐樹, 岩井儀雄, 石黒 浩: 着衣量の非接触計測による熱的快適指標の推定, 情報処理学会研究報告, Vol. 2011-CVIM-175, No. 45, pp. 1–8 (Jan. 2011).
- [14] 尾崎 徹, 小見正幸, 杉本千佳: ヘルスケア用ウェアラブルセンシングユニットの開発研究, マイクロメカトロニクス, Vol. 47, No. 3, pp. 12–19 (Mar. 2003).
- [15] 横田知樹, 近藤亮磨, 岩井将行: 湿度センサを用いた簡易的な発汗センシング手法の実験と評価, マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム 2016 論文集, pp. 853–857 (July 2016).
- [16] 杉本千佳, 辻 昌彦, 保坂 寛: 行動解析用足圧シューズの開発, マイクロメカトロニクス, Vol. 49, No. 193, pp. 1–12 (May 2005).
- [17] 身体活動のエクササイズ数表, 入手先 <http://www.hokkaidohealth-net.or.jp/kenkou/sukoyakaroad/walkinghtml/met3.htm>.
- [18] clo 値衣服換算のめやす, 入手先 <http://www.mogami.com/clo-02.html>.
- [19] 身体活動と運動の強度 (単位) メッツ (METs) 表, 入手先 <https://www.wellba.com/hbnews/contents/mets.table.html>.
- [20] 花田嘉代子, 三平和雄, 深見浩子: 男女和服の熱抵抗の測定, 大阪市立大学生生活科学部紀要, Vol. 35, pp. 101–109 (Oct. 1987).
- [21] F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, et. al.: Scikit-learn: Machine learning in Python, *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 12, pp. 2825–2830 (Nov. 2011).
- [22] D. Kingma, J. Ba: Adam: A Method for Stochastic Optimization, *Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations*, pp. 1–9 (May 2015).
- [23] 特定保健指導の実践的指導実施者研修教材 V 運動の基礎科学, 入手先 <https://www.mhlw.go.jp/bunya/shakaihoshho/iryouseidoo01/pdf/info03k-06.pdf>.
- [24] 正保 哲, 洲崎俊男, 出口清喜: Karvonen 法による運動負荷強度における生体反応, 理学療法科学, Vol. 26, No. 1, pp. 33–39 (Sep. 2011).