

機械学習に基づく簡易型サーモグラフィを用いた 日常向け深部体温推定法の提案

吉川 寛樹¹ 濱谷 尚志¹ 内山 彰¹ 東野 輝夫¹

概要: 近年, 人体の深部体温が健康状態を表す指標として注目されている. しかし, 深部体温を計測するためには, 直腸や口腔, 鼓膜などの温度を専用の機器で測る必要があり, 計測にかかる負担も大きいことから, 1 日を通した継続的な深部体温の把握は困難である. 一方, 近年ではサーモグラフィの小型化が進んでおり, サーモグラフィ内蔵スマートフォンなどを用いて, モバイル環境での温度計測が容易に行える環境が整いつつある. そこで本研究では, サーモグラフィから得られた画像を用いて, 額, 頬, 首の体表温度を取得し, 機械学習によって深部体温推定モデルを構築する. その際, 体表温と深部体温の差を生み出す一因となっている気温や Body Mass Index (BMI) などの個人情報を組み合わせることによって, 深部体温推定の精度を向上させる. さらに, BMI だけでは考慮できない個人差を考慮するため, あらかじめ取得した個人の学習データに重み付けを行なった上でモデルを構築する. 提案手法の性能を評価するため, 男性 12 名を対象に日常生活におけるのべ 192 時間分のデータを収集した. その結果, 個人差を考慮して個別にモデルを構築した場合には, 平均絶対誤差が 0.175°C となり, 個人差を考慮することの有効性が確認できた. また, 起床時からの深部体温変化の追従性能を評価したところ, 活動状況や気温が安定した状態では, 平均絶対誤差 0.13°C での推定が可能であり, 深部体温変化の傾向が捉えられることが分かった.

1. はじめに

近年, 人体の深部体温と代謝や寿命との関係が明らかになっており [1], 深部体温は健康状態を表す指標として注目されている. 深部体温とは, 普段計測する体表温に対して, 直接測ることが難しい臓器などの身体中枢付近の温度である. 文献 [2] によれば, 外気による影響から通常体表温は深部体温より低くなる関係にある. 熱中症や低体温症は, 深部体温上昇や下降によって生じるため, 深部体温を把握することはこれらの症状の予防にも有用である. 最近では深部体温が低い人々が増えてきており, その原因は食生活の乱れや運動不足による筋力低下, 無理なダイエットなどと言われている [3]. 加えて, 体温の低下に伴い血流が悪くなることで免疫力も低下し, 病気になりやすくなることもわかっている [4]. また, 深部体温は代謝と相関があることが知られており [5,6], 日常生活における深部体温の継続的な変化を把握することで, 長期的な代謝量の増減を把握し, 肥満の予防に役立てられる.

しかし, 深部体温を計測するためには, 直腸や口腔, 鼓膜などの温度を専用の機器で測る必要がある. 一般的にこ

れらの機器は, 高価であったり, プローブの挿入に伴う計測の手間や負担がかかるといった問題がある. これに対して, 比較的人体への負担が少ない熱流補償法を用いた深部体温測定器 [7] が存在する. 熱流補償法は非侵襲な深部体温計測法であるが, 計測を行うためにはプローブが平衡温に到達するまでの時間を必要とし, 文献 [8] によれば少なくとも 30 分を必要としている. これらの理由から, 現状では 1 日を通した継続的な深部体温の把握は困難である.

一方, 近年ではサーモグラフィの小型化が進み, スマートフォンで使用することができている製品が発売されている. このようなサーモグラフィの例として, FLIR 社の FLIR ONE [9] や SeeK thermal 社の CompactPRO [10] が挙げられる. また, CAT S60 [11] は前述の FLIR 社のサーモグラフィを搭載したスマートフォンである. これらの製品の登場により, サーモグラフィによる温度計測が場所を問わず容易に行える環境が整いつつある. 将来的には例えば, 外出時においてもスマートフォンを操作する度にサーモグラフィにより体温を計測できるようになることが期待される. サーモグラフィから得られた熱画像は空港検疫などで用いられている [12] が, 不特定多数を対象としたスクリーニングが目的であるため, 体表温のみを用いた閾値判定にとどまっており, 環境の温度や体格などの個人差は考慮されていない.

¹ 大阪大学 大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science & Technology, Osaka University

そこで本研究では、サーモグラフィから得られた画像を用いて額、頬、首の体表温度を取得し、気温などの環境条件や Body Mass Index (BMI) などの個人情報と組み合わせ、機械学習に基づき構築したモデルによって深部体温を推定する。提案手法では、まずサーモグラフィから得られた可視画像に対し、OpenCV の Haar-like 特徴分類器を使った顔認識 [13] を用いて顔付近の各部位の位置を算出する。次に、算出した各部位の位置を元に、対応する熱画像から各部位の体表温度を取得する。さらに、環境センサにより気温を取得し、環境情報として用いる。同時に赤外線式鼓膜温度計により深部体温の真値を取得し、これらの収集したデータを学習データとして特徴量を抽出し、機械学習を行う。機械学習には重回帰および Support Vector Regression (SVR) を用いた。提案手法では BMI だけでは考慮できない個人差をモデルに反映させるため、推定対象個人のデータを学習データとし、重みをつけて学習させることで個人向け推定モデルを構築する。

まず、サーモグラフィを用いた機械学習に基づく深部体温推定の精度を確認するため、男性 12 名を対象に 2 日間、10 時から 18 時までの 8 時間、のべ 192 時間の日常生活のデータを収集した。サーモグラフィによる熱画像は 30 分おきに取得し、真値の計測のため赤外線式鼓膜温度計を用いた。まず重回帰および Support Vector Regression (SVR) の比較を行った結果、それぞれの平均絶対誤差は 0.196°C 、 0.233°C となり、重回帰により構築したモデルが高精度であることが分かった。さらに、個人差を考慮して個別にモデルを構築した場合には、平均絶対誤差が 0.175°C となり、個人差を考慮することの有効性が確認できた。

また、1 日を通した深部体温変化の追従性能を確認するため、協力者 1 名の起床時から 12 時間後までのデータを取得し、評価を行った。その結果、運動や入浴などの体温への影響が大きい活動を伴わず、かつ一定温度の環境に 30 分以上滞在している状態では、平均絶対誤差 0.13°C での推定が可能であり、深部体温変化の傾向が捉えられることが確認された。

2. 関連研究

2.1 深部体温の計測方法

深部体温を正確に計測するためには直腸、鼓膜、食道、肺動脈などの部位の温度を専用の温度計で計測する必要がある。しかし、日常生活においてこういった計測をすることは身体的負担も大きく難しい。この負担のため、日常的には腋窩温や口腔温を計測することが国内においては広く行われている。これらの部位の温度の計測においては前者と比較して機器の準備や計測方法の手間が少ない。しかし、これらの温度は実際の深部体温よりは低くなる傾向があり、測り方の差異も誤差の原因となってしまうため、精

度に問題がある。加えて、実測式の体温計となると数分から 10 分程度の時間がかかってしまう。

こういった課題に対し、容易に深部体温を計測できるセンサが開発されている [14, 15]。経口カプセル式の深部体温センサ CorTemp [14] では、カプセルが搭載した温度センサ、および通信モジュールにより非接触で体内核心部の温度を計測することが可能である。こういったセンサでは深部体温の細かい反応を計測することが可能である一方で、カプセルは使い捨てであり、受信機も高価であるためコストが高いことが問題である。また、医療現場において用いられている負担の少ない深部体温計測器としてコアテンプ CM-210 [7] や 3M スポットオン深部温モニタリングシステム [15] が存在する。これらは熱流補償法という、体表面を断熱材で覆って外気温の影響を受けることを防ぐと、体表面が深部体温と等しい温度になるという原理をもとに、深部体温を測定している。これらの製品では額に貼り付けた温度センサを加温し、深部体温と平衡状態にすることにより非侵襲な深部体温計測を行うことができる。これにより、臨床環境では利用者の負担を少なく、かつ連続的に深部体温を計測することが可能となるが、使用は医療用途に限定されており、一般向けに生産されておらず、日常生活の深部体温モニタリングには適していない。

2.2 深部体温推定手法

既存研究においても深部体温を他のセンサデータから推定する試みは行われている。文献 [16] では、心拍数から深部体温を推定する手法を提案している。この手法では重い負荷のかかる作業を防護服を着た状態で行う環境において熱疲労の兆候を検知するための深部体温推定モデルを構築しており、実験においても軍事活動に従事する被験者を対象としている。そのためモデルを使用できる対象が限定されるという問題がある。

また、我々の研究チームにおいて、すでに運動中の深部体温を生体温熱モデルにより推定する手法の研究 [17] を行っている。この提案手法ではウェアラブルセンサを用いた運動中の深部体温推定を提案しており、ウェアラブルセンサから得られる心拍数と体表温度ならびに環境の温度や湿度を用いて、Gagge の 2 ノードモデル [18] と呼ばれる生体温熱モデルに基づき深部体温を推定する。本研究の提案手法により得られる間欠的な熱画像からの深部体温推定値と生体温熱モデルによる深部体温推定法を組み合わせることで、将来的には日常生活環境における継続的な深部体温推定を実現することが可能であると考えている。

3. 提案手法

3.1 概要

本研究では、サーモグラフィから得られた可視画像と熱画像から顔付近の各部位の体表温を取得し、環境条件や体

表 1: 各部位矩形の左上頂点座標と辺の長さ

	$Position(x, y)$	$Length(x, y)$
<i>RightCheek</i>	$(CtrX - ((CtrX - LeftX)/5) * 3, CtrY + (LowY - CtrY)/8)$	$((CtrX - LeftX)/3, (LowY - CtrY)/2)$
<i>LeftCheek</i>	$(CtrX + ((CtrX - LeftX)/15) * 4, CtrY + (LowY - CtrY)/8)$	
<i>Forehead</i>	$(CtrX - (CtrX - LeftX)/8, CtrY - (CtrY - UpY)/2)$	$((CtrX - LeftX)/4, (LowY - CtrY)/4)$
<i>Neck</i>	$(CtrX - (CtrX - LeftX)/4, LowY + (LowY - CtrY)/6)$	$((CtrX - LeftX)/2, (LowY - CtrY)/4)$

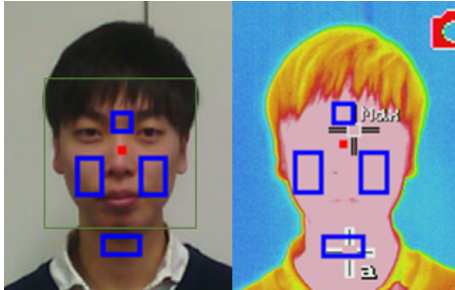


図 1: 部位検出

格などの個人情報と組み合わせて、機械学習に基づき構築したモデルによって深部体温を推定する。また、機械学習により構築した深部体温推定の一般モデルに、追加学習として推定対象人物の学習データを重みをつけて学習させることで、特定の個人に合わせたより高精度な個人向け深部体温推定モデルの構築を行う。

3.2 熱画像による体表温の取得

本手法で使用するサーモグラフィカメラでは、可視画像を撮影するための可視カメラと熱画像を撮影するための赤外線カメラが搭載されており、そのようなサーモグラフィカメラは一般的にも普及している。

まず、サーモグラフィから得られた可視画像に対し、OpenCV の Haar-like 特徴を用いた分類器を使った顔認識 [13] を用いて可視画像内の顔の位置を特定する。これにより、画像中の顔の部位を検出することができ、熱画像中の顔の部位ごとの温度が取得可能となる。ここで用いる顔認識手法では、検出された顔は矩形として出力されるため、顔は常に正面を向いている必要がある。矩形の中心を顔の中心とし、矩形の頂点と顔の中心との相対位置から、顔の各部位の位置を特定する (図 1)。文献 [19] により決定した、本手法に必要な顔の部位である頬、額、首を囲む矩形の左上の頂点の座標と辺の長さを求めるための計算式は表 1 のように決定した。左右の頬の矩形の大きさは同じものとした。顔の中心の座標を $(CtrX, CtrY)$ 、顔を囲んだ矩形の左上の頂点の座標を $(LeftX, UpY)$ 、右下の頂点の座標を $(RightX, LowY)$ とする。座標の原点は画像の左上である。各部位の位置を決定することで、熱画像から取得したピクセルごとの温度データから、各部位の範囲の温度の平均値を各部位の温度とする。

3.3 体表温に基づく深部体温推定モデルの構築

次に、体表温の機械学習に基づく深部体温推定モデルの構築を行う。モデルの入力となる特徴量の候補として、サーモグラフィから取得した頬、額、首の体表温に加え、他に深部体温との相関があると考えられる熱画像撮影前 30 分間の 1 分ごとに記録した気温の平均値、撮影対象者の BMI [5] を用い、30 分ごとに計測した深部体温の真値を正解データとする。なお、特徴量選択についての考察は 4.3 節で行う。本研究では、機械学習に線形性の有無に対応した推定モデル作成のため線形重回帰および非線形性を考慮できる Support Vector Regression (SVR) [20] の 2 つの学習方法を用いた。

線形重回帰モデルでは、回帰式を

$$f(x) = x^T w \quad (1)$$

とする。ただし、 x は特徴量ベクトルであり、 $x = [1, x_1, \dots, x_n]$ とする。各変数 x_i はそれぞれの特徴量を表している。 w は係数ベクトルであり、 $w = [w_0, \dots, w_n]$ とする。 w_0 は定数項、 $w_i (i > 0)$ はそれぞれ各特徴量変数の係数である。

SVR モデルでも同様に、 x を特徴量として与える。SVR はパターン解析などに用いられるカーネル法 [21] により非線形な回帰モデルを構築するノンパラメトリックな手法である。回帰式は

$$f(x) = \sum_{k=1}^n (a_i - \hat{a}_i) K(x, x_i) + b \quad (2)$$

であり、 $a_i, \hat{a}_i, b$ はそれぞれ学習の結果として与えられるパラメータである。 K はカーネル関数であり、本手法では、ガウシアンカーネルを用いて 10 分割交差検定を行い、パラメータをグリッドサーチすることで最適パラメータを選択する。

3.4 個人向けモデルの構築

3.3 節で構築したモデルによる推定では、人物によって推定値の誤差の大小のばらつきが存在する。この誤差の原因として、モデルに与えた深部体温実測値の平均値付近で推定値が推移しており、与えた特徴量のみでは考慮できない個人差が存在することが考えられる。この誤差を小さくするため、推定対象人物のデータを回帰モデルに追加学習させる。この追加学習により、誤差を小さくすることで、

深部体温の変化を捉えやすくする。以降では、個人差を考慮したモデルを個人向けモデル、そうでないモデルを一般モデルと呼び区別する。本研究で行った手法では推定対象本人の1日分の学習データを一般モデルに与え、ほかの学習データと比べてモデルへの影響力を大きくする重みづけを行った。

4. 性能評価

4.1 評価環境

実験のため提案手法に与える学習データを収集した。対象は20代の男性12名であり、2日間実験を行なった。提案手法では、日常生活における深部体温を推定の対象としているため、被験者は、10時から18時の間、平均温度24.0℃の室内において運動などの深部体温が急激に変化するような活動は行わず日常通り生活した。深部体温推定モデルを構築するための学習データとして、顔付近の熱画像と深部体温を30分ごとに計測した。

熱画像の撮影は、赤外線サーモグラフィカメラである日本アビオニクス株式会社のInfReC R500 [22]を使用した。このカメラの測定温度範囲は-40+500℃であり、環境温度20-30℃における測定精度は±1℃とサーモグラフィカメラとしては比較的高精度な計測が可能であるため、体表温を取得するには十分な精度である。撮影の際は、常に一人の被験者を対象に白い壁面の前で撮影を行うことで、蛍光灯やモニターなどの熱源が画像内に移りこまないことに加え、3.2節で述べた顔認識の精度が低下しないよう画像を取得した。

また、真値となる深部体温を取得するため、鼓膜温を簡易鼓膜温度計であるけんおんくんミニ [23] により計測した。この鼓膜温度計は最小桁が小数第1位の3桁で鼓膜温を取得することができる。測定精度は室温23℃の環境において34.0-35.9℃の範囲で±0.2℃、36.0-39.0℃の範囲で±0.1℃である。

実験期間中は常に室内に設置した環境センサおんどとり [24] により室内の気温を1分ごとに記録した。おんどとりの測定精度は±0.5パーセントである。

文献 [25] によれば、深部体温の変動幅は1.5℃程度であり体表温の変動幅はこれよりも大きい。前述した機器の測定精度はこの変動幅での体温変化を捉えるためには十分である。

4.2 推定モデルの比較

収集した各温度データの関係について分析を行う。被験者の深部体温の平均値は36.33℃であった。本実験で得られた温度データの平均値と深部体温との相関係数を表2に示す。また、平均深部体温とBMIの関係は図2のようになり、相関係数は0.44であった。これらの結果から、深部体温と特徴量として用いる各値には正の相関があることが

表 2: 各温度データの平均値と深部体温との相関係数

測定温	平均値	相関係数
左頬	34.41℃	0.14
右頬	34.45℃	0.24
額	34.37℃	0.01
首	34.30℃	0.28
気温	24.0℃	0.17

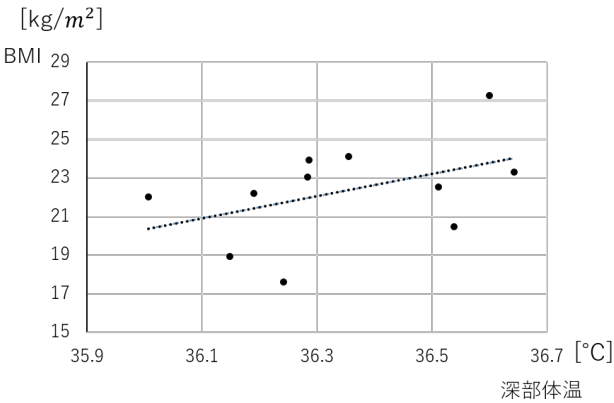


図 2: 深部体温と BMI の関係

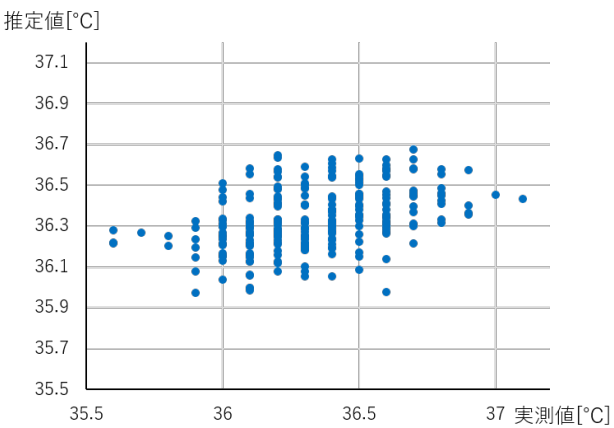


図 3: 重回帰モデルによる推定値と実測値

確認された。しかし、それぞれの値との相関は弱く、単回帰による推定の精度は期待できない。そこでこれらの値を組み合わせて特徴量として与えることで推定モデルの構築を試みた。

実験により収集した学習データから回帰モデルをそれぞれ構築した。各回帰モデルの評価は、推定対象人物以外のデータを学習データとして構築したモデルを、推定対象人物のテストデータに用いる leave-one-out 交差検証により行った。線形重回帰モデルによる推定では平均絶対誤差が0.196℃となった。推定値と実測値の関係を図3に示す。

SVR モデルによる推定でも同様に人物ごとに交差検定を行った。結果を図4に示す。SVR では平均絶対誤差が0.233となり、線形重回帰モデルより誤差がわずかに大きかった。この原因として、SVR モデルが非線形性を考慮

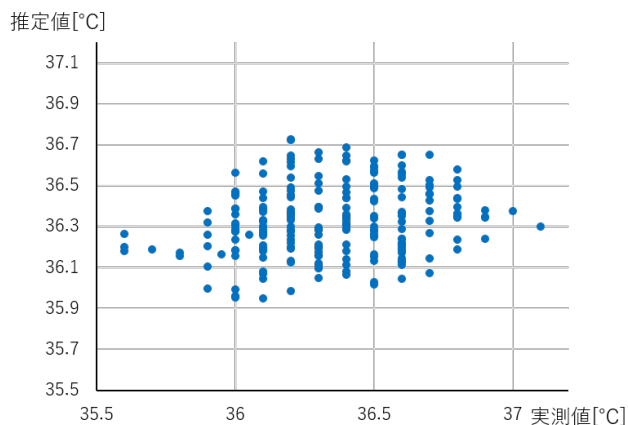


図 4: SVR モデルによる推定値と実測値

したモデルであることが考えられる。深部体温と体表温および気温、BMI の関係は 1 次相関の関係にあるため、非線形のモデルによる推定では誤差が大きくなったと考えられる。

4.3 特徴量選出に関する考察

提案手法では特徴量として額、頬、首の体表温、気温、BMI を選出し評価を行った。しかし、それらの特徴量以外にも深部体温に影響する値があることを想定し、内臓脂肪面積、体脂肪率、身長、体重を加えた 9 種類の特徴量から組み合わせを変えたそれぞれの重回帰モデルを構築し評価を行うことで推定モデルの精度向上を図った。その結果、提案手法で採用している額、頬、首の体表温、気温、BMI の特徴量による推定モデルの平均絶対誤差が最も小さかったため特徴量に変更しなかった。

4.4 個人向けモデルの効果

推定対象人物以外の学習データから構築した推定モデルでは、3.4 節で示した各個人に対する誤差が発生してしまう。ある被験者の 2 日分の深部体温の真値と線形重回帰モデルによる推定値の関係 (図 5) を見ると、平均絶対誤差は 0.308°C と比較的大きく、常に真値は上方を推移し、推定値は下方を推移している。この原因として、学習データとして与えた特徴量だけでは表すことができない個人差の要因が存在していると考えられる。このモデルのバイアスにより発生する誤差に対応するために、推定対象の人物の学習データに重みをつけて追加学習させた個人向けモデルを構築する。今回は、2 日分のデータを収集しているため、1 日目のデータを推定対象本人の学習データとして重みをつけて学習させ、2 日目のデータをテストデータとし、評価を行った。図 6 はそれぞれの被験者に対して追加学習を行ったときの誤差の推移である。推定対象人物の 1 日分の学習データに 320 倍の重みをつけることで 1 名を除きすべての被験者で誤差が小さくなるか、 0.05°C 以下のわずかな上昇

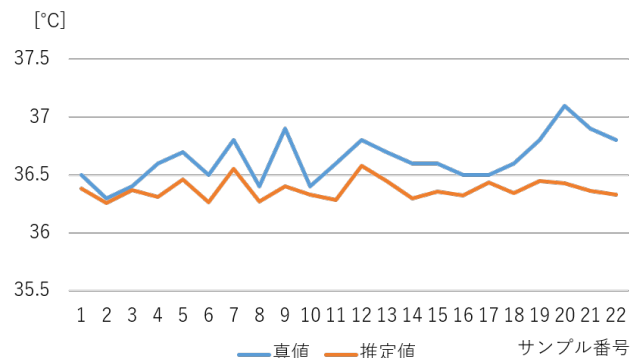


図 5: 深部体温の真値と推定値

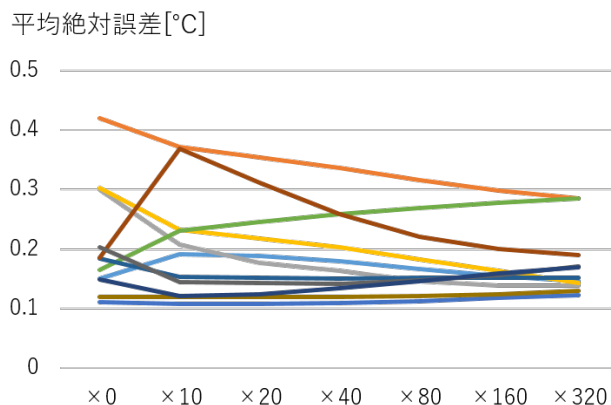


図 6: 重みづけと誤差の推移

にとどまった。一方誤差が一般モデルに対して 0.1°C 以上増加した 1 名の被験者は日によって平均深部体温に差があり 1 日目が 36.32°C 、2 日目が 36.25°C であった。この結果から 1 日の学習データだけでは不十分な例が存在することが明らかとなり、複数の日の学習データをモデルに与えることでこの問題に対応することができると考えられる。

4.5 過学習対策

深部体温の真値と推定値との平均絶対誤差の関係 (図 7) を見ると、サンプル数の少ない両端の真値に対しては誤差が大きいがわかる。原因としては学習データの偏りによる過学習が考えられる。文献 [25] により、深部体温は同じ人でも 1 日の中で 1.5°C 程度変化することが分かっている。しかし、実験によって収集した学習データは、図 8 のように学習データとしては偏りがあり不十分である。このような偏りがある学習データを与えると、サンプル数の多い値を推定値として算出しやすくなってしまい過学習が発生してしまう。

そこで提案手法ではこの過学習を防ぐため、学習データに対しオーバーサンプリングを行いサンプル数の少ない深部体温の真値に対して倍率をかけ、サンプル数の多いデータがモデルに与える影響を軽減させる。これは、クラス分類のための機械学習でよくとられる最も簡易的な方法の一

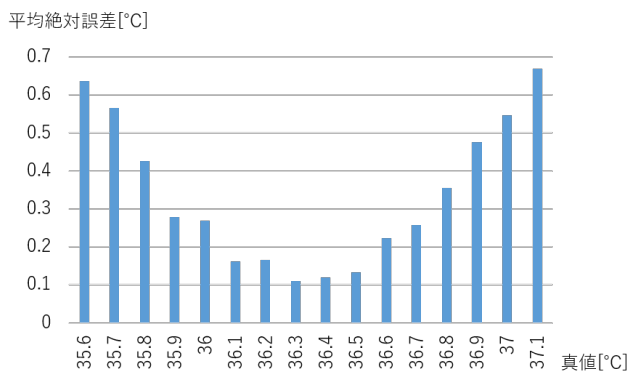


図 7: 真値に対する推定値の平均絶対誤差

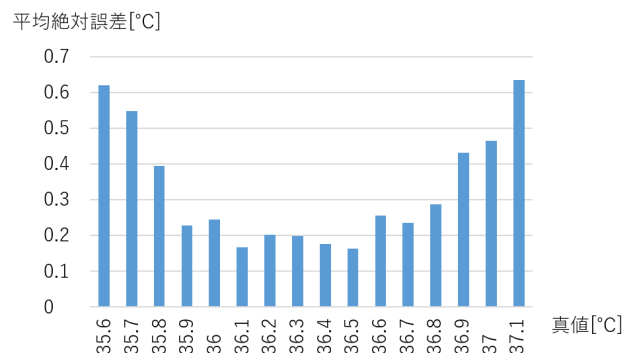


図 9: オーバーサンプリングによる修正モデルの誤差

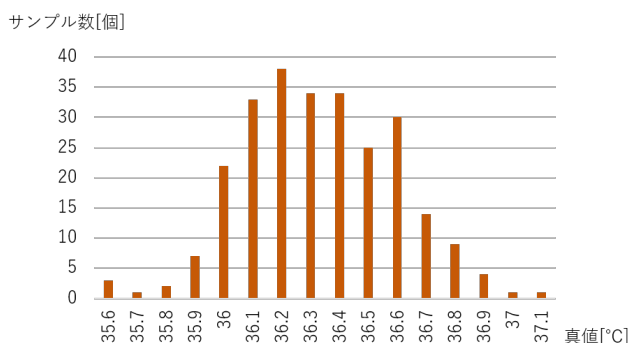


図 8: 真値ごとのサンプル数

つである [26]. 今回は深部体温の真値を取得するために用いた鼓膜温度計の計測値が小数第 1 位まで与えられることから, 0.1 °C ごとのクラス分類として考えることでオーバーサンプリングを行なった. オーバーサンプリングの手法としては同クラス内からデータをランダムに抽出するランダムオーバーサンプリングを採用した.

オーバーサンプリング後のモデルの測定誤差を図 9 に示す. 依然として, サンプル数のごくわずかであった真値のテストデータに対する推定誤差は大きくなっているが, 35.9 °C–36.8 °C のサンプル数が 9 以上与えられているテストデータに対しては誤差の最小と最大の幅が小さくなっており, 推定値の偏りがなく変化に対応した推定が可能となった. この結果から, オーバーサンプリングを行い学習データの偏りを解消することで過学習による推定値の偏りを軽減することができた.

4.6 日常生活での性能

実際の日常環境下での深部体温推定を行った場合の提案手法の評価を行うためにケーススタディを行った. この実験では, 23 歳の被験者 1 名に対し, 2 月の 1 日間起床時から 12 時間のあいだ 30 分間隔でサーモグラフィによる撮影と深部体温測定を行った. 本実験では実環境で提案手法を適用する例としてサーモグラフィ撮影をスマートフォン装着型サーモグラフィ FLIR ONE [9] により行なった. FLIR ONE の温度測定精度は $\pm 2^{\circ}\text{C}$ となっており, 4.1 節の実験

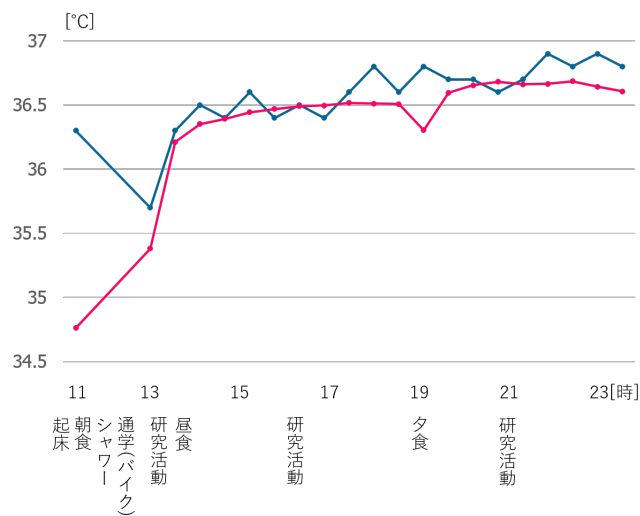


図 10: 深部体温の実測値と推定値の推移

で使用した高精度のサーモグラフィカメラと比べ精度は劣る. サーモグラフィカメラは気温や周囲の物体の放射熱など測定環境の影響を受け測定に誤差が生まれる [27]. しかし今回は自宅で行った最初の撮影を除き撮影場所は全て同じであるため温度の上昇や下降といった変化は捉えられると考えられる. 簡易型サーモグラフィの特性に関する詳細な考察は 5 章で行う. また深部体温の計測は 4.1 節の実験と同じく, 簡易鼓膜温度計けんおんくんミミ [23] により計測した. 被験者の BMI は $18.9[\text{kg}/\text{m}^2]$ であり, 環境センサ [24] を実験期間中携帯することで気温を取得した.

実験より得られた深部体温の実測値と線形重回帰による個人向けモデルから得られた推定値の推移を図 10 に示す. また, 図の下部には被験者が実験日に行なった主な活動を時間帯ごとに表記している. 観測値が描画されていない時間はシャワーなどの影響で被験者の存在する空間の気温が正しく取得できなかったため推定を行うことができなかった時間である.

図より, 平衡状態 (体温への影響が大きい活動を行わず, 通学中や屋内など同じ環境に 30 分以上滞在している状態) での推定値は誤差が小さく, 平均絶対誤差 0.13°C での推定を行えていることが分かる. この結果, 本研究の提案する

モデルでは平衡状態において、高い精度で深部体温推定を行えることが確認できた。

平衡状態の点を除いたこのグラフ上で誤差の大きい点が11時と19時である。11時の時点は起床直後の体表温、室内温を推定に用いている。就寝時の室内温度は7.9–10.1℃であった。しかしこれらの値では就寝時の布団で体を温めている状態が考慮できておらず、布団に入っていないことで冷えている顔の温度と冬の室内温度のみから体温を推定しているため、推定値が低くなっていると考えられる。この現象に対しては、起床時に対して布団の影響を考慮した推定モデルに切り替えることで対応可能であると考えられる。この布団と同じような状況が、季節間の衣服の変化でも発生することが考えられる。夏は薄着を考慮し体温が下がりやすいモデルを採用し、冬は厚着を考慮した体温が下がりにくいモデルを採用することで季節変化に対しても対応できると考えられる。一方、19時の計測前には、被験者は数分外出していた。この影響で推定に用いる顔の温度や気温は低い値となるが、数分の外出による気温の変化は深部体温を下降させるほどには影響していないことが分かる。これをモデルに反映させるためには、環境の異なる場所に滞在し続ける時間に対し、遅れて深部体温が変化する時間差を考慮する必要があると考えられる。

5. 簡易型サーモグラフィを用いた検討

赤外線サーモグラフィカメラはカメラ本体の熱放射による測定値への影響を軽減するため、任意の時点でキャリブレーションを行い測定値の修正を行う。本実験で使用した簡易型サーモグラフィカメラ FLIR ONE でもその動作は見られる。実測の結果、簡易型サーモグラフィカメラによる撮影ではキャリブレーションに伴い測定温度が変化することが分かったため FLIR ONE の動作特性を確かめる追実験を行い、4.1 節の実験環境と同じ屋内で撮影を行った。撮影は被験者1名に対し13:29–13:31の3分間1秒ごとに撮影を行った。この時の室温は27.4–27.6℃であった。図11はその際の右頬の体表温変化の様子である。被験者が正面を向いていなかった点を除き合計174点の観測が得られた。測定温度が上下に激しく変動している点はキャリブレーションと同時に測定が行われたためである。また、温度の緩やかな下降から急に上昇に転じている点もキャリブレーションが発生している。この追実験の結果、キャリブレーションの直後から測定温度は数秒程度上昇し続け、その後緩やかに下降するといった特性がみられることが分かった。また、110秒付近でキャリブレーションが発生して以降は定常状態となり、キャリブレーションは発生しておらず測定温度は安定している。簡易型サーモグラフィカメラによる撮影開始直後は測定温度が上下動するため、測定値として採用する点の選び方が重要である。想定環境ではスマートフォンを操作している時間、体表温を測定し

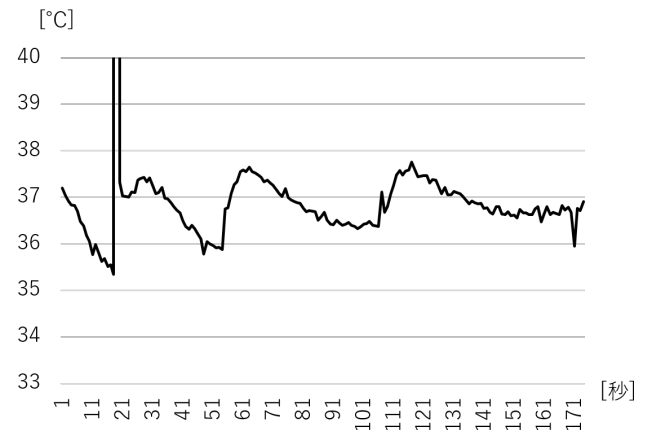


図 11: 右頬の体表温測定値の変化

続けることを想定しているため、3分程度であれば連続した測定が可能であると考えられる。そのため、定常状態に入ったことを検出しその時点での測定値を採用すれば簡易型サーモグラフィカメラでも安定した体表温測定を行うことができると考える。

6. おわりに

本研究では、サーモグラフィから得られた画像を用いて顔付近の各部位の体表温を取得し、環境条件や体格などの個人情報と組み合わせ、機械学習に基づき深部体温を推定するモデルを構築した。提案手法では、まずサーモグラフィから得られた可視画像に対し、OpenCV の Haar-like 特徴分類器を使った顔認識を用いて顔付近の各部位の位置を算出し、各部位の体表温度を取得した。さらに、気温などの環境情報に加えて BMI などの個人の身体情報も収集する。これらの収集したデータを学習データとして特徴量を抽出し、重回帰による機械学習を行う。また、重み付けにより個人差を考慮したモデルを構築することで、個人ごとに少量の学習データが必要となるものの、平均絶対誤差は 0.175℃となり精度が向上することがわかった。

簡易型サーモグラフィカメラを用いて評価を行った際には測定値が同一時刻でわずかに変化する現象が見られた。今後の課題としては、そのような測定値の上下動を考慮した収束状態からの温度抽出や収束値の予測を導入することで正確な体表温測定を実現し学習データや特徴量の信頼度を向上させることが挙げられる。また、それ以外にも新たな特徴量の追加や修正による精度の向上、深部体温の推定結果に対する時間的な補正法の考察、朝食の有無や入浴など生活習慣と深部体温の関係性評価などを行うことでさらに推定精度を向上させることが期待できる。

謝辞

本研究にあたり、協力いただいた花王株式会社に感謝の意を表す。

参考文献

- [1] Roth GS, Lane MA, Ingram DK and et al. : Biomarkers of caloric restriction may predict longevity in humans., *Science*, pp.297–811 (2002).
- [2] 遠藤芳子, 武田淳子, 大池真樹, 丸山真紀子 : 電子体温計による腋窩体温と前額部深部温との比較検討, 宮城大学看護学部紀要 (2009).
- [3] 福田 ひとみ, 平川 智恵, 香野美佳 : 大学生の体温, BMI 値と生活習慣, 人間文化学部研究年報 (2007).
- [4] 呉 教東, 谷崎 かなび, 黒田 雅人, 渡瀬 淳一郎, 二宮 典久, 山本啓雅, 杉野 達也, 鶴飼卓 : 低体温による免疫機能低下に関する実験的検討, 日本外科学会雑誌, Vol.101, p.471 (2000).
- [5] Mindy E. Hoffmann, Sarah M. Rodriguez, Dinah M. Zeiss, Kelley N. Wachsberg, Robert F. Kushner, Lewis Landsberg and Robert A. Linsenmeier : 24-h Core Temperature in Obese and Lean Men and Women, *Obesity* (2012).
- [6] Eric Ravussin and et al. : A 2-Year Randomized Controlled Trial of Human Caloric Restriction: Feasibility and Effects on Predictors of Health Span and Longevity, *Gerontology*, Vol.70, No.9, pp.1097–1104 (2015).
- [7] TERUMO : コアテンプ CM-210, <https://www.terumo.co.jp/medical/equipment/me94.html>.
- [8] 吉田次男, 松澤 正 : 熱流補償法を用いた深部温測定についての一考察-深部温測定用プローブつけ替えの試み-, 医科器械学 = The Japanese journal of medical instrumentation, Vol.67, No.6, pp.279–283 (1997).
- [9] FLIR : FLIR ONE, <http://www.flir.jp/flirone/content/?id=62912>.
- [10] SeeKthermal : CompactPRO, <http://www.thermal.com/products/compactpro>.
- [11] CAT : CAT S60, <http://www.catphones.com/en-gb>.
- [12] 日本アビオニクス株式会社 : 体表温度スクリーミング サーモグラフィ パンデミック対策ソリューション, <http://www.avio.co.jp/products/infrared/pandemic-solution/operation.html>.
- [13] Viola, P. and Jones, M. : Rapid object detection using a boosted cascade of simple features, *Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on*, Vol.1, pp.I–511–I–518 (2001).
- [14] HQ Inc. : CorTemp Sensor., <http://www.hqinc.net/cortemp-sensor-2/>.
- [15] 3M : 3M SpotOn System - Product Brochure., <http://multimedia.3m.com/mws/media/8781630/spoton-system-brochure.pdf>.
- [16] Buller, M. J., Tharion, W. J., Cheuvront, S. N., Mountain, S. J., Kenefick, R. W., Castellani, J., Latzka, W. A., Roberts, W. S., Richter, M., Jenkins, O. C. and Hoyt, R. W. : Estimation of human core temperature from sequential heart rate observations, *Physiological Measurement*, Vol.34, No.7, pp.781–798 (2013).
- [17] 濱谷尚志, 内山彰, 東野輝夫 : 多様な運動負荷を考慮した装着型センサによる深部体温推定法の提案, 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.1757–1768 (2016).
- [18] Gagge A.P. : An effective temperature scale based on a simple model of human physiological regulatory response, *ASHRAE TRANSACTIONS*, Vol.77, No.2192, pp.247–262 (1971).
- [19] Juhi Ranjan and James 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).
- [20] Drucker, Harrisand Burges, Christopher J. C., Kaufman, Linda, Smola, Alexander J. and Vapnik, Vladimir N. : Support Vector Regression Machines, *Advances in Neural Information Processing Systems 9*, pp.155–161 (1997).
- [21] Shawe-Taylor, J. : カーネル法によるパターン解析, 共立出版 (2010).
- [22] 日本アビオニクス株式会社 : InfReC R500, <http://www.avio.co.jp/products/infrared/lineup/ir-thermo/r500/>.
- [23] OMRON : 耳式体温計 MC-510 けんおんくん ミミ, <http://www.healthcare.omron.co.jp/product/mc/mc-510.html>.
- [24] T & D : おんどとり RTR500, <https://www.terumo.co.jp/medical/equipment/me94.html>.
- [25] SHIRAKAWA, S. : Ambulant Long-term Monitoring of Activity and Body Temperature, *Transactions of the Japanese Society for Medical and Biological Engineering : BME*, Vol.46, No.2, pp.160–168 (2008).
- [26] 鈴木英之進 : 正確な学習よりも得する学習-誤分類コストを考慮する分類学習-, *IPSJ Magazine*, Vol.45, No.5, pp.500–505 (2004).
- [27] フリアーシステムズジャパン株式会社 : 研究開発者向け赤外線サーモグラフィガイドブック, http://www.flirmedia.com/MMC/THG/Brochures/T559243/T559243_JP.pdf.