

スマートフォン装着型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

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、計測に伴う負担も大きいことから、1日を通じ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温度データから、額、頬、首の体表温度を抽出し、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。

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。また、深部体温は代謝と相関があることが知られており [3,4]、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。

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うことができ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 [5] や SeeK thermal 社の CompactPRO [6] が挙げられる。また、CAT S60 [7] 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 [8] 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。

そこで提案手法では、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 [9] 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、機械学習を行うことで線形重回帰モデルを構築した。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

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

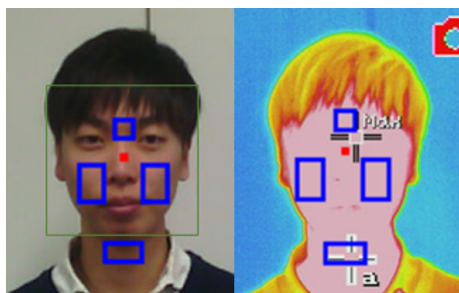


図 1: 部位検出

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。その結果、重回帰モデルによる推定値の平均絶対誤差は 0.215°C となり、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 となった。これにより個人差を考慮することによる推定精度の向上が確認できた。

また、スマートフォン装着型サーモグラフィ（以降、簡易型サーモグラフィ）の動作特性を明らかにするための追実験を行なった結果、測定値が安定する状態が存在し、簡易型サーモグラフィによる体表温測定精度向上の可能性が明らかになった。

2. 提案手法

2.1 概要

提案手法では、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、環境条件や体格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。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。

2.2 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 [9] 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 [10] 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。

2.3 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 [3] を使い、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 3.3 節で行う。

本研究では、線形重回帰による推定モデルを作成した。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。

2.4 個人向けモデルの構築

2.3 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重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

表 1: 各部位矩形の左上頂点座標と辺の長さ

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

を行った。

3. 性能評価

3.1 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 [11]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、2.2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 [12] 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り [13] により室内の気温を1分ごとに記録した。おんどりの測定精度は±0.5パーセントである。

文献 [14] 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。

3.2 推定モデルの評価

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とBMIの平均値と深部体温との相関係数を表2に示す。これらの結果から、深部体温と特徴量とし

表 2: 各データの平均値と深部体温との相関係数

	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
BMI	22.1[kg/m ²]	0.44

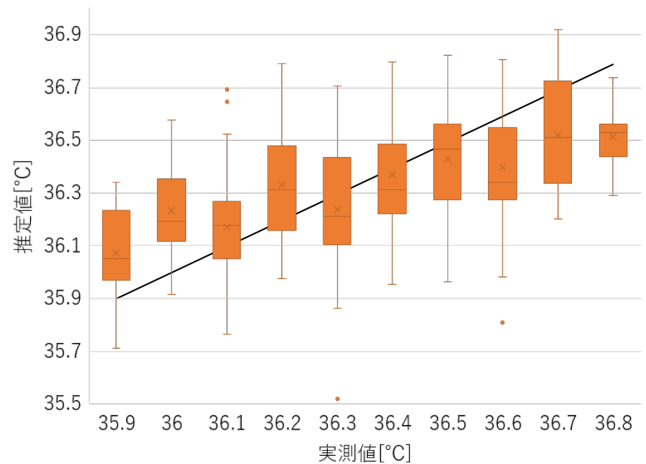


図 2: 重回帰モデルによる推定値と実測値

て用いる各値には正の相関があることが確認された。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ることで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構築した。収集した実測値にはサンプル数の偏りが生じているため、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、データ数を見かけ上均等にすることで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。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0.215℃となった。推定値と実測値の関係を図2に示す。図中の直線は推定値と実測値の差が0となる点を結んだものである。

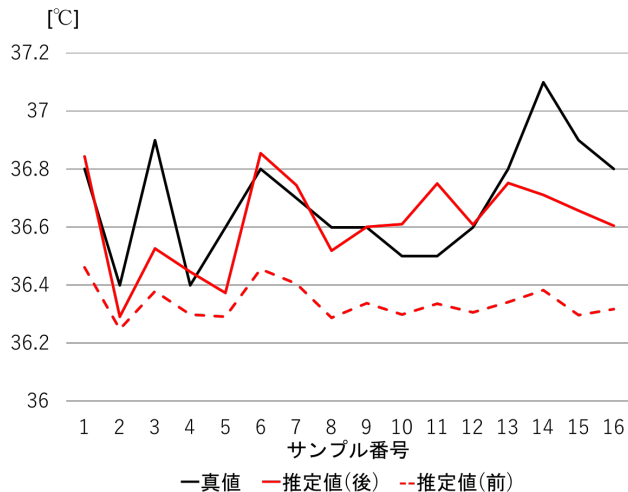


図 3: ある被験者の深部体温の実測値と推定値

3.3 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は変更しなかった。

3.4 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、2.4節で示した各個人に対する誤差が発生してしまう。図3に示す被験者の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平均絶対誤差は0.30°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的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3はある被験者に対し、重み付け学習を行なった結果である。黒の実線は深部体温の真値を示し、赤の点線は重み付け学習を行う前の一般モデルによる推定結果、赤の実線は重み付け学習を行なった後の個人向けモデルによる推定結果である。この被験者の例では平均絶対誤差が0.30°Cから0.14°Cに減少しており、1名を除いて平均誤差は減少または0.1°C以上増加せず維持されることを確認した。一

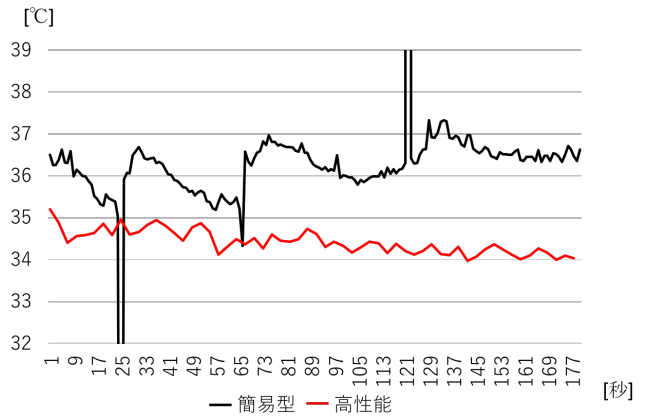


図 4: 右頬の体表温測定値の変化

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. 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。スマートフォンに装着して使用する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、3.1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10:12-10:15の3分間1秒ごとに撮影を行い合計180点の観測が得られた。この時の平均室温は26.3°Cであった。図4はその際の右頬の体表温変化の様子である。黒の実線が簡易型サーモグラフィによる測定値であり、赤の実線は同時に測定を行なった InfReC R500 [11]による測定結果である。

簡易型サーモグラフィによる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、120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出が重要である。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。

5. 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て、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] 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).
- [4] 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).
- [5] FLIR: FLIR ONE, [http://www.flir.jp/flirone/](http://www.flir.jp/flirone/content/?id=62912)

- [6] SeeKthermal: CompactPRO, <http://www.thermal.com/products/compactpro>.
- [7] CAT: CAT S60, <http://www.catphones.com/en-gb>.
- [8] 日本アビオニクス株式会社: 体表温度スクリーニ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>.
- [9] 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 (online), DOI: 10.1109/CVPR.2001.990517 (2001).
- [10] 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).
- [11] 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/>.
- [12] 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>.
- [13] T & D: おんどとり RTR500, <https://www.terumo.co.jp/medical/equipment/me94.html>.
- [14] 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 (online), available from (<http://ci.nii.ac.jp/naid/110006793187/en/>) (2008).