

# 特別研究報告

題目

個人ごとのウェルビーイング空間実現のための  
アンカリングバイアスを含む温熱感覚の時間変化のモデル化と検証

指導教員

村田 正幸 教授

報告者

伊藤 碧

令和7年2月6日

大阪大学 基礎工学部 情報科学科

個人ごとのウェルビーイング空間実現のためのアンカリングバイアスを含む温熱感覚の時間変化のモデル化と検証

伊藤碧

内容梗概

近年、労働環境の改善に注目が集まるとともに、個人のライフワークバランスが重視される傾向が強まっている。しかし、労働時間の短縮により労働生産性の向上が求められ、かえって労働者のストレスを高めてしまう可能性もある。ストレスの軽減には様々なアプローチが存在するが、その一つとして人が心地よく過ごすことのできるウェルビーイング空間を確立し、室内環境を向上させることが挙げられる。その実現には人の感覚に合わせた空間制御が重要であるが、人の感覚には個人差があり、快適性や温熱感覚のばらつきが存在している。

既存研究においては、複数の属性から類似した個人を特定することで個人差を含めて温熱感覚を推定する手法が提案されているものの、その人自身の特性を考慮したモデル化までは行われていない。また、認知バイアスに焦点を当てた研究も複数存在しているが、それらは認知バイアスの個人差を考慮したものとはなっていない。実際の人の感覚に合わせた空間制御を行うためには、個人ごとの特性を反映し、認知バイアスの個人差を考慮した温熱感覚の推定が必要とされる。

温熱感覚において発生しうるバイアスの一つに、過去の経験を基準値として設定し、その後の感覚が変化する「アンカリングバイアス」が存在する。そこで、本報告では各個人の特性を取り入れつつ、アンカリングバイアスの個人差を考慮したモデルを確立することを目指す。ベイズ推定を用いた意思決定モデルであるベイジアンアトラクターモデル (BAM) をベースとした上で認知バイアスをモデルに組み込むことで認知バイアスの個人差をモデル化し、その人自身の持つ特性を反映した推定を行う。これにより、各個人に適した推定が可能となり、ウェルビーイング空間実現への活用が期待される。気温、心拍数、手首温度のセンシング情報にアンカリングバイアスを組み込むことで感覚の個人差を反映した推定モデルを構築した。14人の被験者から収集されたデータセットを用いた評価の結果、平均のデータにフィッティングしたモデルと比較して推定精度が平均で51.6%向上し、アンカリングバイアスを組み込まなかったモデルと比較して推定精度が平均で18.3%向上した。

## 主な用語

ウェルビーイング環境

実時間センシング

アンカリングバイアス

ベイジアンアトラクターモデル

温熱感覚

## 目次

<b>1</b>	<b>はじめに</b>	<b>6</b>
<b>2</b>	<b>アンカリングバイアスを含む温熱感覚の時間変化のモデル化</b>	<b>8</b>
2.1	概要	8
2.2	モデルの設計	8
2.2.1	ベイジアンアトラクターモデル	8
2.2.2	アンカー情報の定義	9
2.2.3	センシング情報とアンカー情報の統合	10
2.3	各個人へのフィッティング	10
2.3.1	フィッティングの流れ	10
2.3.2	モデルフィッティング時の価値関数の設計	11
<b>3</b>	<b>モデルの評価</b>	<b>11</b>
3.1	評価方法	11
3.1.1	使用するデータセット	12
3.1.2	BAMの代表値の設定	12
3.2	評価結果	15
3.2.1	アンカー情報の使用と個別の代表値の設定による推定精度の変化	15
3.2.2	全体の結果	20
3.2.3	学習と推定に異なる時系列のデータを用いた場合	24
<b>4</b>	<b>おわりに</b>	<b>26</b>
	謝辞	27
	参考文献	28

## 図目次

1	提案モデルの概要図	8
2	TSV の各値における気温の平均値 (被験者別)	13
3	TSV の各値における心拍数の平均値 (被験者別)	14
4	TSV の各値における手首温度の平均値 (被験者別)	14
5	条件 1、被験者 2	16
6	条件 2、被験者 2	16
7	条件 3、被験者 2	16
8	条件 4、被験者 2	16
9	条件 1、被験者 3	17
10	条件 2、被験者 3	17
11	条件 3、被験者 3	18
12	条件 4、被験者 3	18
13	条件 1、被験者 11	19
14	条件 2、被験者 11	19
15	条件 3、被験者 11	19
16	条件 4、被験者 11	19
17	条件 1、被験者 3(異なる時系列)	24
18	条件 2、被験者 3(異なる時系列)	24
19	条件 3、被験者 3(異なる時系列)	24
20	条件 4、被験者 3(異なる時系列)	24

## 表 目 次

1	評価時の条件	12
2	TSV の離散化	13
3	代表値の設定例 (気温、心拍数、手首温度)	15
4	評価時の条件 (再掲)	15
5	被験者 2 の結果	16
6	被験者 3 の結果	18
7	被験者 11 の結果	19
8	評価時の条件 (再掲)	20
9	評価結果 (価値関数)	21
10	評価結果 (平均二乗誤差)	22
11	評価結果 (相関係数)	23
12	被験者 3 の結果 (異なる時系列)	25

## 1 はじめに

近年、労働環境の改善に注目が集まるとともに、個人のライフワークバランスが重視される傾向が強まっている [1]。それに伴い、労働者のストレスを軽減することが重要視され、その方法の一つとして人が心地よく過ごすことのできるウェルビーイング空間を確立し、室内環境を向上することが挙げられる。その実現には人の温熱感覚を推定し、適切な空間制御を行うことが求められる。

これまでの研究では、温熱感覚の推定精度を向上させるための人の好みのモデル化や環境制御が多く取り扱われてきた [2,3]。しかし、最近では個人の特性や嗜好を重視したウェルビーイング空間の実現が求められている。例えば、文献 [4] では ASHRAE の温熱感覚尺度である TSENS に基づいて個々の温熱感覚を予測するモデルが提案されている。また、文献 [5] では、従来のモデルで考慮されていなかった温熱感覚の個人差を組み込んだ「パーソナルコンフォートモデル」を提案している。このモデルは大規模な集団のデータから作成されたものとは異なり、各個人における推定精度において高い効果が期待されている。しかし、温熱感覚を考慮した場合、重要な課題として認知バイアスの問題がある。これらの手法は推定の精度において従来のモデルより優れた性能を示したが、認知バイアスを考慮したモデルとはなっていない。

文献 [6] は認知バイアスの一つである「アンカリングバイアス」が温熱感覚に与える影響について検証しており、被験者がランニング中の温熱感覚、湿気、べたつき感、衣服の着用不快感について5分間隔で繰り返し報告した場合、ある一回の時点でのみ報告した場合と比較してより暑く、不快に感じる方向にスコアが高くなったという結果が示されている。これにより、被験者が一定の条件下で温熱感覚の報告を繰り返した場合、以前の感覚スコアを基準値として設定し、その後のスコアが以前の基準点に基づいて与えられる可能性があると言及している。また、文献 [7] は温度の段階的な変化(ニュートラルな環境から涼しい環境への移行)が人の温熱感覚に与える影響を報告しており、被験者がニュートラルな環境から涼しい環境に移行した際、2回目の移行時のみで、温熱感覚の主観評価を $-3\sim 3$ の数値で表すTSV(温熱感覚投票)が急激に低下したという結果が示されていた。これも「アンカリングバイアス」と同様に、被験者の以前の経験からその後の認知が変化し、環境と人の感覚が必ずしも一致しない例の一つである。加えて、文献 [8] では別種の認知バイアスである「ピーク・エンドルール」が温熱快適性に影響を与えることが確認されている。これは、全体の温熱快適性が最悪時(ピーク)と最後の瞬間(エンド)の平均に近いものとなり、体験全体に基づいたものとは異なる傾向にあるというものである。しかし、これらの研究は認知バイアスの個人差を考慮したものとはなっておらず、平均的なデータにおける認知バイアスの傾向を分析するに留まっている。

前述した通り、人の温熱感覚や環境に対する好みには個人差が存在し、人によって快適に感じる環境条件はさまざまである。また、人の温熱感覚は環境条件だけでなく、以前の経験から来る印象の変化等の認知バイアスにも依存する。従って、全ての人に対しウェルビーイング空間を実現するためには、感覚の個人差や認知バイアスを考慮したモデル化を行い、温熱感覚を推定することが重要である。そこで、本報告では認知バイアスの個人差を考慮した推定を行うモデルの確立を目指す。ウェルビーイング空間の実現にはリアルタイムでの温熱感覚の推定が求められるため、温熱感覚の時間変化への影響が強い認知バイアスであるアンカリングバイアスを対象としてモデルへの組み込みを行う。心拍数や気温等の特徴量が温熱感覚に与える影響の個人差を反映しつつ、アンカリングバイアスの発生の有無や影響の強さを個人ごとに判定し、モデルに取り入れることで各個人に適した推定を行い、ウェルビーイング空間の実現につなげることが可能となる。



## 2 アンカリングバイアスを含む温熱感覚の時間変化のモデル化

### 2.1 概要

本報告では、温熱感覚の個人差やアンカリングバイアスを考慮した温熱感覚の時間変化のモデル化を行う。気温、心拍数、手首温度といったセンシング情報に加え、アンカー情報をモデルの入力とし、温熱感覚の推定を行う。モデルの出力は TSV としており、 $-3\sim 3$  の範囲で 0.5 刻みの 13 段階の値を出力する。図 1 はモデルの概要図であり、センシング情報とアンカー情報から BAM を用いてそれぞれ TSV の推定を行い、それらと事前の状態を統合したものをモデルの出力としている。その後、モデルの出力と実際の TSV の類似度を評価し、その結果に応じてセンシング情報、アンカー情報、事前の状態の推定における重みを変化させる。これらの流れを繰り返すことにより、各個人の特徴をセンシング情報、アンカー情報、事前の状態への依存度として反映したモデルを構築する。

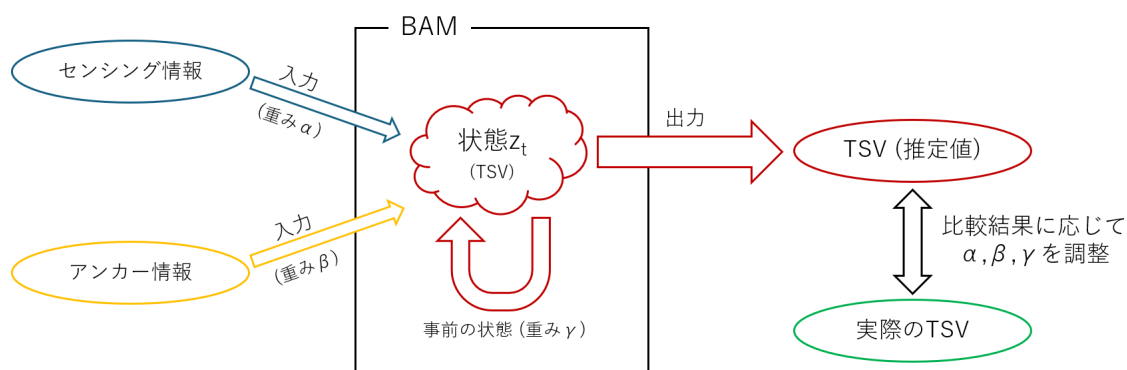


図 1: 提案モデルの概要図

### 2.2 モデルの設計

#### 2.2.1 ベイジアンアトラクターモデル

ベイジアンアトラクターモデル (BAM) [9] では、意思決定の状態  $z_t$  を観測値  $x_t$  により更新することで意思決定のモデル化を行っている。状態の更新時はベイズ推定の考え方により、ダイナミクスの不確かさと観測値の不確かさを反映した確率分布として更新される。 $z_t$  と  $x_t = (D, D_f)$  は以下の式に従うものとした。ただし、 $D$  はセンシング情報、 $D_f$  はアンカー情報である。

$$\begin{aligned}
z_t &= f(z_{t-1}) + w_t \\
x_t &= M \sigma(z_t) + v_t \\
w_t &\sim N(0, q^2) \\
v_t &\sim N\left(0, \begin{bmatrix} s_D^2 & 0 \\ 0 & s_f^2 \end{bmatrix}\right)
\end{aligned}$$

ここで、 $f(z_{t-1})$  はアトラクターダイナミクスであり、意思決定の選択枝の数  $N$  に応じて  $N$  個のアトラクター  $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_N$  を持つ。 $M$  は観測値の代表値の行列、 $\sigma(z_t)$  はシグモイド関数である。また、 $w_t, v_t$  は正規分布に従うノイズ項である。モデルの入力はセンシング情報とアンカー情報の二つがあるため、それぞれのノイズ項を  $v_{t,D}, v_{t,f}$  とすると、 $w_t, v_{t,D}, v_{t,f}$  の標準偏差がそれぞれ  $q, s_D, s_f$  である。 $q$  がダイナミクスの不確かさを、 $s_D, s_f$  が観測値の不確かさを表す。ベイズ推定により上記の式を逆方向に推定することで、観測値  $D, D_f$  から状態  $z_t$  を推定できる。また、推定にはパーティクルフィルターを用いている。

推定により得られるのは  $z_t$  の値そのものでなく、 $z_t$  の確率分布である。従って、 $z_t$  が選択枝  $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_N$  の内いずれに該当するかは確率密度の値を用いて判断される。具体的には、 $z_t = \Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_N$  となる確率密度をそれぞれ求め、最も確率密度の大きい選択枝を BAM の出力とする。

### 2.2.2 アンカー情報の定義

アンカー情報として正と負のそれぞれに関し直近のピーク時の TSV をモデルに与え、心拍数や気温等のセンシング情報と組み合わせることでアンカリングバイアスを反映した推定を行う。各時点におけるアンカー情報はその時点までの時系列上で最も新しい局所的な最大値および最小値とする。具体的には、以下の式の条件でアンカー情報の更新を行う。

$$A_i^+ = \begin{cases} T_i & \text{if } T_{i-1} < T_i \wedge T_{i+1} \leq T_i \\ A_{i-1}^+ & \text{if 上記以外} \end{cases} \quad (1)$$

$$A_i^- = \begin{cases} T_i & \text{if } T_i < T_{i-1} \wedge T_i \leq T_{i+1} \\ A_{i-1}^- & \text{if 上記以外} \end{cases} \quad (2)$$

$A_i^+, A_i^-$  はそれぞれ正と負のアンカー情報、 $T_i$  は時点  $i$  における TSV である。また、それまでの時点において正のピークが一度も現れていない場合の  $A_i^+$ 、及び負のピークが一度も

現れていない場合の  $A_i^-$  は無効とし、それぞれのピークが初めて現れた時点以降から  $A_i^+$ ,  $A_i^-$  をアンカー情報として使用する。

### 2.2.3 センシング情報とアンカー情報の統合

人の意思決定をセンシング情報、アンカー情報、事前の状態に依存するものとして以下のように表す [10]。

$$P(z_t|D, D_f) \propto P(D|z_t)^\alpha P(D_f|z_t)^\beta P(z_t|z_{t-1})^\gamma \quad (3)$$

ここで、 $D$  はセンシング情報、 $D_f$  はアンカー情報、 $z_t$  は意思決定の状態を表し、 $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  はそれぞれセンシング情報、アンカー情報、事前の状態の意思決定における重みを表すパラメータである。また、 $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  はそれぞれ  $s_D, s_f, q$  に対応しており、BAMによる意思決定状態の事後確率は  $s_D, s_f, q$  を用いて以下の式で表される。

$$P(z_t|D, D_f) \propto P(D|z_t)^{\frac{1}{s_D^2}} P(D_f|z_t)^{\frac{1}{s_f^2}} P(z_t|z_{t-1})^{\frac{1}{q^2}} \quad (4)$$

式 3, 4 の対応より、

$$\begin{aligned} \alpha &= \frac{1}{s_D^2} \\ \beta &= \frac{1}{s_f^2} \\ \gamma &= \frac{1}{q^2} \end{aligned}$$

であり、 $s_D, s_f, q$  によってそれぞれに対する重みを調整することが可能である。

## 2.3 各個人へのフィッティング

### 2.3.1 フィッティングの流れ

温熱感覚の推定におけるセンシング情報、アンカー情報、事前の状態の重みを表すパラメータである  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  を個人ごとにフィッティングすることで各個人に適した推定を実現する。各被験者においてパラメータの値を Optuna [11] を用いたベイズ最適化により探索し、価値関数が最大となるものを採用する。具体的には、候補となるパラメータを決定し、そのパラメータのもとでの価値関数を算出することを 1trial とし、trial 一回ごとにパラメータを変化させつつ価値関数の値を算出し、規定の回数の trial が終了した後に価値関数が最大で

あったパラメータをモデルに使用する。パラメータの初期値は初回の trial 実行時にランダムに設定され、その後はそれまでに得られた結果から価値関数の値がより高くなりやすい方向へとパラメータを変化させる。このように、設定したパラメータから価値関数の値を算出し、得られた結果を基にパラメータを再設定という流れを繰り返すことで、各個人において価値関数の値が最大となるパラメータ  $\alpha, \beta, \gamma$  の値を探索する。

### 2.3.2 モデルフィッティング時の価値関数の設計

元データの TSV とその推定値を比較し、一致度合いに応じてモデルの精度を評価するものとして、価値関数を定義する。価値関数は「推定値と元データの相関係数」と「推定値と元データの差の絶対値」を基にしており、価値関数の値が大きいほど推定値が元データに近く、推定精度が高いことを意味する。以下が価値関数の式である。

$$Value = \frac{\sum_{i=1}^K V_i}{(K - a) + s} \quad (5)$$

$$V_i = \frac{r}{1 + \frac{\sum_{n=1}^N |T_n - P_n|}{N}} \quad (6)$$

$K$  は trial 一回あたりの推定の実行回数、 $s$  は  $V_1 \sim V_K$  の標準偏差、 $N$  はデータの時点数、 $r$  は TSV とその推定値の相関係数、 $T_i, P_i$  は時点  $i$  における TSV とその推定値である。また、相関係数を用いる都合上、元データと推定値のいずれかが定数であった場合に計算不可能となるため、その場合は  $V$  を無効とし、無効とした回数を  $a$  としている。つまり、 $(K - a)$  は trial 一回において有効であった推定の回数となる。式 6 において、分子は元データと推定値の相関を、分母は元データと推定値の差を表しており、元データと相関が強く、差が小さい推定を行うほど  $V$  の値が大きくなる。また、式 5 の分子により、推定精度のばらつきが小さく、初期値等への依存が小さいほど価値関数の値が大きくなる。

## 3 モデルの評価

### 3.1 評価方法

データセットから気温、心拍数、手首温度を取得し、それらをモデルの入力として TSV を推定する。表 1 が評価時の条件であり、代表値の設定方法 (平均、個別) やアンカリングバイアスの組み込みの有無に応じて価値関数の値を比較し、推定精度の評価を行う。

表 1: 評価時の条件

条件	個別の代表値の設定	アンカー情報の使用
条件 1	○	○
条件 2	○	×
条件 3	×	○
条件 4	×	×

学習時の trial 数を 400、trial 一回あたりの推定の実行回数を 10 としてパラメータのフィッティングを行った後、そのパラメータを使用して TSV を推定する。推定値は BAM の初期状態によって変化するため、探索したパラメータを用いて推定を 10 回行い、それぞれの推定値に対し式 7 に従って算出した推定精度が最大となったものを推定値として採用する。ただし、 $N$  はデータの時点数、 $r$  は TSV とその推定値の相関係数、 $T_i, P_i$  は時点  $i$  における TSV とその推定値である。

$$Precision = \frac{r}{1 + \frac{\sum_{n=1}^N |T_n - P_n|}{N}} \quad (7)$$

### 3.1.1 使用するデータセット

文献 [5] より、カリフォルニア州バークレーとサンフランシスコに住む 14 人 (女性 6 人、男性 8 人) の被験者から収集したデータセットを用いる。データセットは実世界で収集された個人の複数時点にわたる温熱感覚の主観評価およびウェアラブルセンサーによるデータを含んでおり、各被験者は 14 日間以上の期間に渡り、少なくとも 1 日 20 時間以上手首および足首にセンサーを着用し、心拍数や手首温度等の生体情報を提供した。また、1 時間に 1 回以上のオンライン調査を受けており、場所 (屋外または屋内)、温熱感覚、温熱嗜好について回答している。

### 3.1.2 BAM の代表値の設定

TSV を推定するにあたり、表 2 のように TSV の離散化を行った。それに伴い、モデルの出力は  $-3 \sim 3$  の範囲で 0.5 刻みの 13 段階とし、各値のアトラクターに対応する代表値として気温、心拍数、手首温度を設定している。

表 2: TSV の離散化

TSV(離散化前)	TSV(離散化後)
$-3.00 \leq TSV < -2.75$	-3.0
$-2.75 \leq TSV < -2.25$	-2.5
$-2.25 \leq TSV < -1.75$	-2.0
$-1.75 \leq TSV < -1.25$	-1.5
$-1.25 \leq TSV < -0.75$	-1.0
$-0.75 \leq TSV < -0.25$	-0.5
$-0.25 \leq TSV < 0.25$	0
$0.25 \leq TSV < 0.75$	0.5
$0.75 \leq TSV < 1.25$	1.0
$1.25 \leq TSV < 1.75$	1.5
$1.75 \leq TSV < 2.25$	2.0
$2.25 \leq TSV < 2.75$	2.5
$2.75 \leq TSV \leq 3.00$	3.0

被験者 14 人分のデータに対し、TSV の離散化後の値別に気温、心拍数、手首温度の平均値を算出し、それを基に代表値を設定した。算出した平均値を図 2~4 に示す (空白部分は該当する TSV のデータが無いことを意味する)。

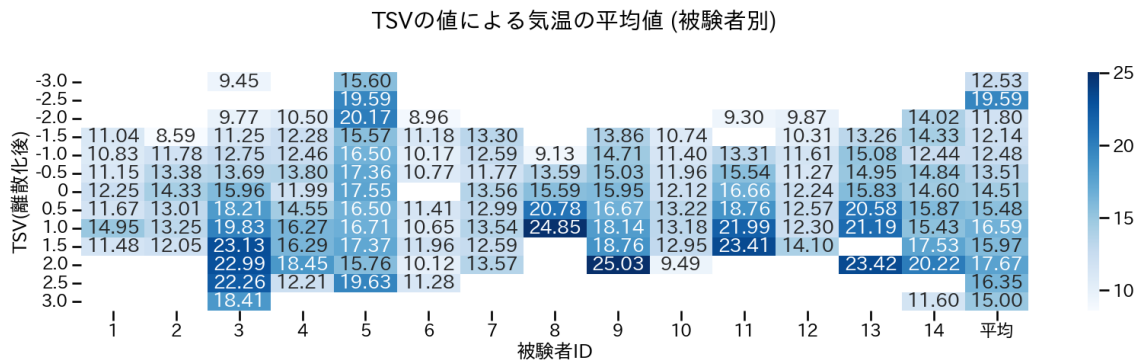


図 2: TSV の各値における気温の平均値 (被験者別)

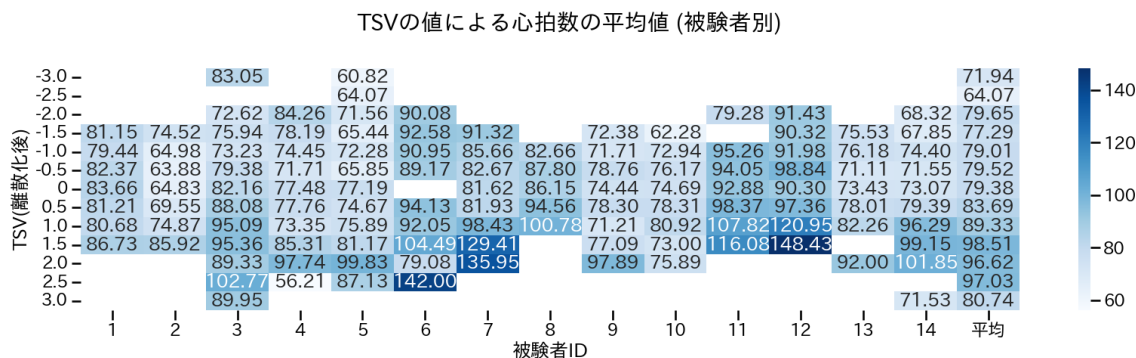


図 3: TSV の各値における心拍数の平均値 (被験者別)

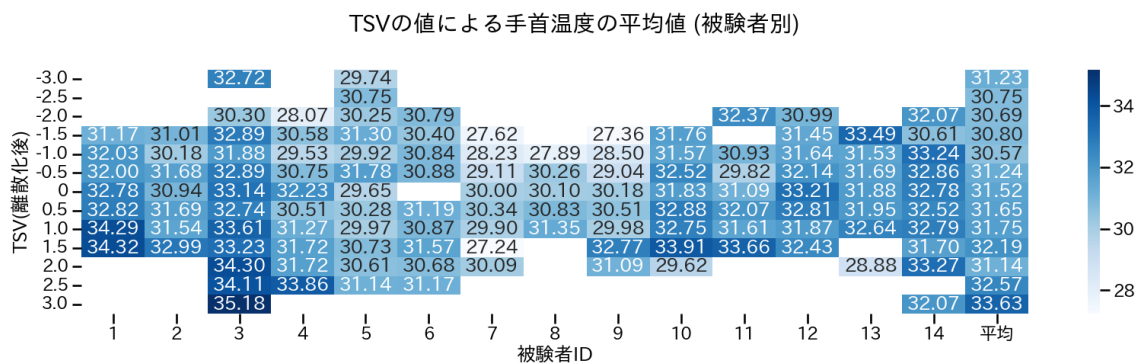


図 4: TSV の各値における手首温度の平均値 (被験者別)

表 3 が代表値の設定の一例である。該当する TSV のデータがない場合は代表値を全て -99 としている。各被験者の個別のデータから代表値を設定した場合と平均のデータを基に設定した場合で価値関数の値を比較し、推定精度の違いについて評価を行う。

表 3: 代表値の設定例 (気温、心拍数、手首温度)

TSV(離散化後)	平均から設定した代表値	被験者 3 のデータから設定した代表値
-3.0	(12.53, 71.94, 31.23)	(9.45, 83.05, 32.72)
-2.5	(19.59, 64.07, 30.75)	(-99, -99, -99)
-2.0	(11.80, 79.65, 30.69)	(9.77, 72.62, 30.30)
-1.5	(12.14, 77.29, 30.80)	(11.25, 75.94, 32.89)
-1.0	(12.48, 79.01, 30.57)	(12.75, 73.23, 31.88)
-0.5	(13.51, 79.52, 31.24)	(13.69, 79.38, 32.89)
0	(14.51, 79.38, 31.52)	(15.96, 82.16, 33.14)
0.5	(15.48, 83.69, 31.65)	(18.21, 88.08, 32.74)
1.0	(16.59, 89.33, 31.75)	(19.83, 95.09, 33.61)
1.5	(15.97, 98.51, 32.19)	(23.13, 95.36, 33.23)
2.0	(17.67, 96.62, 31.14)	(22.99, 89.33, 34.30)
2.5	(16.35, 97.03, 32.57)	(22.26, 102.77, 34.11)
3.0	(15.00, 80.74, 33.63)	(18.41, 89.95, 35.18)

## 3.2 評価結果

14 人の被験者のうち、データの欠損が多く推定が困難であった被験者 6 を除いた 13 人のデータを使用して推定を行った。その結果を以下で示す。

### 3.2.1 アンカー情報の使用と個別の代表値の設定による推定精度の変化

図 5~8 は被験者 2 において、アンカー情報の使用の有無と個別の代表値の設定を切り替えて実行した結果である。青線が元データの TSV、黄線が TSV の推定値であり、元データと推定値が異なっていた時点では推定値の点を赤くしている。

表 4: 評価時の条件 (再掲)

条件	個別の代表値の設定	アンカー情報の使用
条件 1	○	○
条件 2	○	×
条件 3	×	○
条件 4	×	×



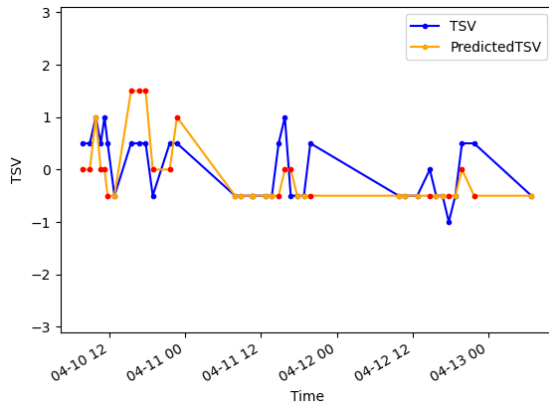


図 5: 条件 1、被験者 2

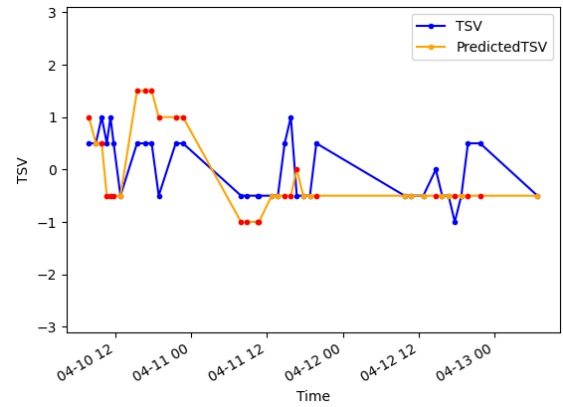


図 6: 条件 2、被験者 2

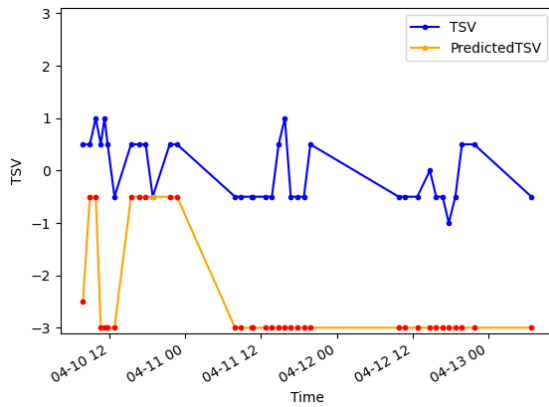


図 7: 条件 3、被験者 2

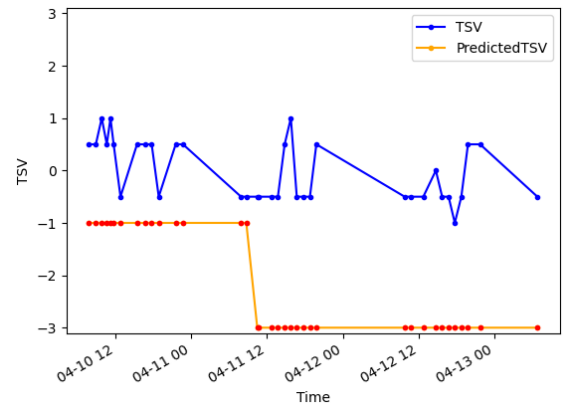


図 8: 条件 4、被験者 2

表 5: 被験者 2 の結果

条件	<i>Precision</i>	平均二乗誤差	相関係数	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$
条件 1	0.41	0.32	0.57	0.15	0.03	0.61
条件 2	0.30	0.51	0.45	0.10	0.01	1.14
条件 3	0.13	6.72	0.44	0.06	0.01	14.83
条件 4	0.15	5.41	0.46	0.02	0.01	44756.18

条件 1 と条件 2、および条件 1 と条件 3 の比較から、被験者 2 では個別の代表値の設定が推定精度に大きな影響を与えており、アンカー情報の使用は比較的影響が少ないことが分かる。また、表 5 は各条件で実行した際の *Precision*(式 7)、平均二乗誤差、相関係数およ

び  $\alpha, \beta, \gamma$  の値である。平均二乗誤差と相関係数に着目すると、条件 1, 2 と条件 3, 4 の間で平均二乗誤差が大きく異なっているのに対し、相関係数は条件間での差が比較的小さかった。条件 1, 2 と条件 3, 4 は代表値の設定方法が異なっているため、個別の代表値の設定により平均二乗誤差が大きく減少し、推定精度の向上につながっていると分かる。平均二乗誤差のみで大きな差があった要因としては、平均的なデータと被験者 2 の個人データでは「気温が高いほど暑く感じやすい」のような大まかな傾向は類似しているが、各 TSV における特徴量の値は異なっていることから、元データと推定値の間で TSV の上昇・下降という傾向は類似したもの、値には大きな差が出たためであると考えられる。また、 $\alpha, \beta, \gamma$  の値に着目すると、条件 1 と条件 2 ではアンカー情報の取り入れの有無により  $\beta$  の値が変化しており、センシング情報のみから推定を行った条件 2 の結果にアンカー情報を取り入れることで推定精度の向上が見られている。図 5, 6 を比較すると、4/11 20 時付近の負のピークや 4/13 20 時付近の正のピークのように、TSV が変化した時点での精度に差が見られる。これは、アンカー情報として前者では 4/10 12 時付近の負のピーク時、後者では 4/12 12 時付近の正のピーク時の TSV を参照したことで、アンカリングバイアスによるセンシング情報と実際の TSV の乖離が補正された結果であると考えられる。一方、条件 3, 4 では  $\gamma$  の値が大幅に高くなっており、推定値が一定の値に収束する傾向を見せている。この被験者は TSV の振れ幅が  $-1 \sim 1$  と小さく、TSV が 0.5 となっている時点が多いため、直線的な推定に対してもある程度の精度があるとみなされ、このようなモデルへとフィッティングされたと考えられる。

次に、図 9~12 と表 6 は被験者 3 に対し条件 1~4 で推定を行った結果である。

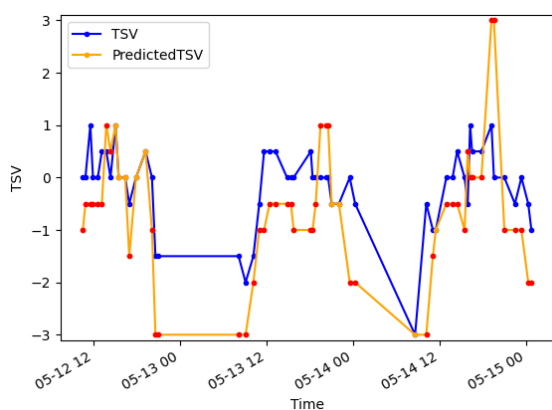


図 9: 条件 1、被験者 3

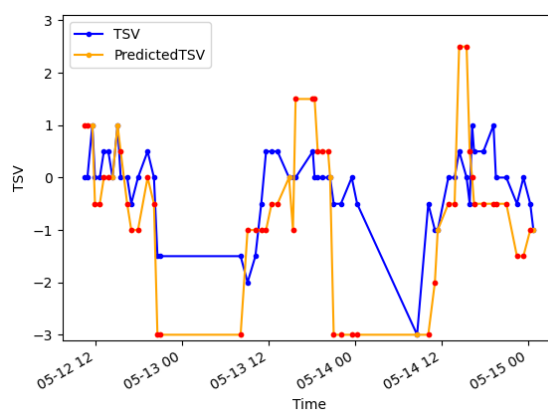


図 10: 条件 2、被験者 3

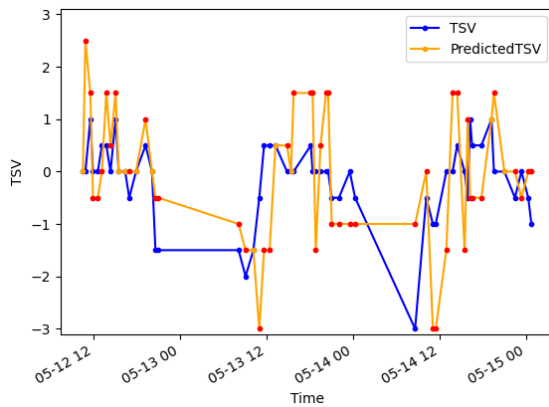


図 11: 条件 3、被験者 3

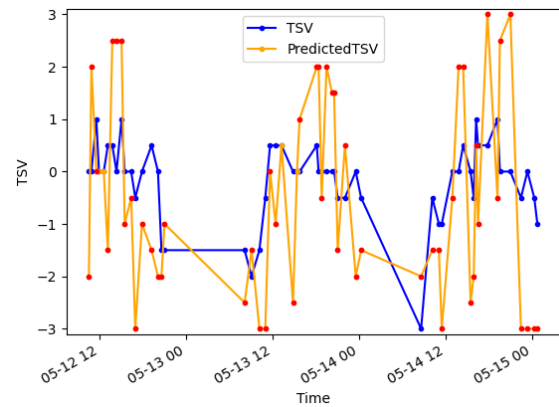


図 12: 条件 4、被験者 3

表 6: 被験者 3 の結果

条件	<i>Precision</i>	平均二乗誤差	相関係数	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$
条件 1	0.37	1.15	0.69	0.68	0.19	0.16
条件 2	0.30	1.45	0.58	0.77	0.26	0.49
条件 3	0.24	1.27	0.45	0.32	3.93	0.13
条件 4	0.20	2.80	0.49	0.17	0.02	0.10

条件 1 と条件 2、および条件 1 と条件 3 の比較から、被験者 3 では個別の代表値の使用が比較的大きな影響を与えているが、アンカー情報の使用による精度の向上も見られており、影響の大きさの違いは被験者 2 ほどはなかった。図 9, 10 を比較すると、5/14 0 時～12 時の負のピークにおける推定精度に違いが見られる。アンカー情報を使用していない図 10 ではセンシング情報のみを利用した推定値となり、バイアスの発生によるセンシング情報と TSV の乖離に対応できていないが、図 9 ではアンカー情報により乖離が補正され、実際の TSV に近い動きを再現できている。 $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  に着目すると、アンカー情報と個別の代表値の両方を使用している条件 1 で  $\alpha$  の値が最も大きいことから、被験者 3 ではセンシング情報の方が推定に有効であったと考えられる。一方、条件 3 では  $\beta$  の値が大きくなっており、代表値を個別から平均に変更したことでセンシング情報の重みが低下し、その分をアンカー情報で補うようにフィッティングが行われている。条件 3, 4 を比較すると、アンカー情報による補完により平均二乗誤差が大きく改善し、推定精度の向上に貢献していることが分かる。

最後に、図 13～16 は被験者 11 において、アンカー情報の使用の有無と個別の代表値の設定を切り替えて実行した結果である。

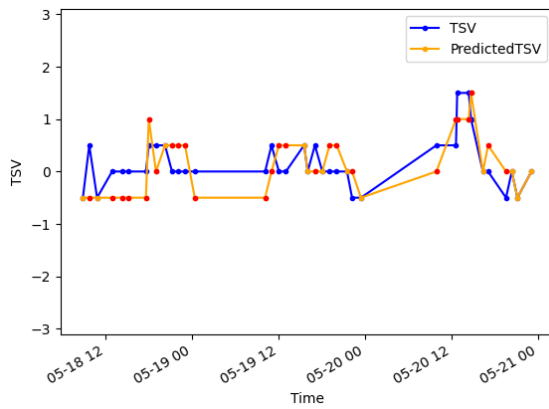


図 13: 条件 1、被験者 11

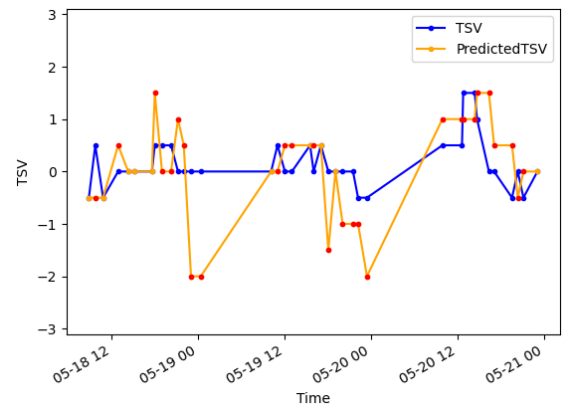


図 14: 条件 2、被験者 11

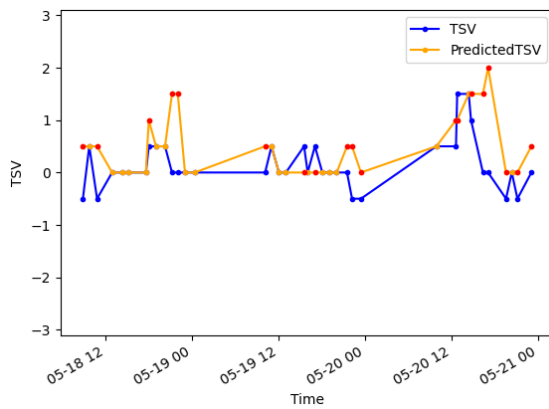


図 15: 条件 3、被験者 11

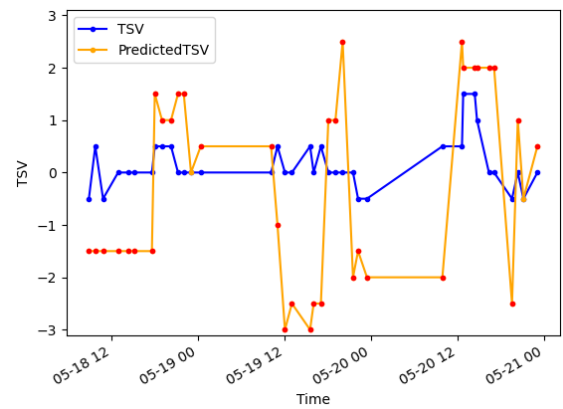


図 16: 条件 4、被験者 11

表 7: 被験者 11 の結果

条件	<i>Precision</i>	平均二乗誤差	相関係数	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$
条件 1	0.46	0.19	0.63	0.01	0.76	0.26
条件 2	0.30	0.66	0.49	0.30	0.01	0.45
条件 3	0.29	0.44	0.40	0.03	0.90	0.49
条件 4	0.16	2.82	0.39	0.01	0.02	0.68

この例では条件 1 で  $\beta$  の値が最も大きく、被験者の傾向としてアンカー情報を重視していると分かる。図 13, 14 を比較すると、図 14 では TSV と推定値が大きく外れている時点が存在するが、図 13 ではそれが修正されている。これも被験者 2,3 の例と同様に、センシ

ング情報と TSV の乖離がアンカー情報により補正された結果であると考えられる。また、条件 2, 3 の推定精度が同程度であることから、条件 1 から個別の代表値とアンカー情報のいずれかの使用を無くした際にもう一方の指標で補っていると言える。これは条件 2, 3 の  $\alpha, \beta$  の値にも現れており、条件 2 はアンカー情報を使用しないため  $\beta$  の値が小さく、条件 3 は個別の代表値を使用しないため  $\alpha$  の値が小さくなっている。

### 3.2.2 全体の結果

条件 1~4 で trial 数を 400 として実行した結果の一覧を表 9 に示す。表中において、条件 1~4 の欄は各条件における価値関数の値の最大値である。また、増加率は条件 1 で実行した際の条件 2, 3, 4 に対する価値関数の値の増加割合である。価値関数の値が大きいほど推定精度は高くなるため、条件間の増加率が大きいほどその条件の違いが推定精度により大きな影響を与えているといえる。

表 8: 評価時の条件 (再掲)

条件	個別の代表値の設定	アンカー情報の使用
条件 1	○	○
条件 2	○	×
条件 3	×	○
条件 4	×	×

表 9: 評価結果 (価値関数)

被験者 ID	条件 1	条件 2	増加率	条件 3	増加率	条件 4	増加率
1	0.15	0.14	7.1%	0.25	-40.0%	0.23	-34.8%
2	0.26	0.29	-10.3%	0.16	62.5%	0.22	18.2%
3	0.26	0.25	4.0%	0.21	23.8%	0.20	30.0%
4	0.28	0.24	16.7%	0.27	3.7%	0.14	100.0%
5	0.18	0.18	0.0%	0.17	5.9%	0.14	28.6%
7	0.36	0.35	2.9%	0.26	38.5%	0.14	157.1%
8	0.23	0.23	0.0%	0.17	35.3%	0.13	76.9%
9	0.22	0.12	83.3%	0.09	144.4%	0.09	144.4%
10	0.24	0.17	41.2%	0.16	50.0%	0.13	84.6%
11	0.36	0.28	28.6%	0.26	38.5%	0.14	157.1%
12	0.16	0.15	6.7%	0.11	45.5%	0.10	60.0%
13	0.26	0.26	0.0%	0.08	225.0%	0.10	160.0%
14	0.22	0.14	57.1%	0.16	37.5%	0.13	69.2%
平均	0.24	0.22	18.3%	0.18	51.6%	0.15	80.9%

表 9 より、被験者 1,2 以外では条件 1 が最も価値関数の最大値が大きく、アンカー情報の使用や個別の代表値の設定により推定精度の向上が見られた。被験者 1,2 で条件 1 が最良とならなかった要因としては、これらの被験者は TSV の変化幅が比較的小さいという特徴があり、そのような場合において価値関数がうまく機能しなかったことが考えられる。条件 2 に対する向上率と条件 3 に対する向上率を比較してみると、被験者 1, 4, 14 はアンカー情報の使用がより効果的であり、それ以外の被験者では個別の代表値の設定がより効果的であったと言える。平均的には条件 2 → 1 で 18.3%、条件 3 → 1 で 51.6%、条件 4 → 1 で 80.9% 向上していることから、全体の傾向としては個別の代表値の使用が推定精度の向上により効果的であり、両者を併用することでより大きな効果を得られると考えられる。

表 10: 評価結果 (平均二乗誤差)

被験者 ID	条件 1	条件 2	増加率	条件 3	増加率	条件 4	増加率
1	1.82	0.99	83.8%	1.58	15.2%	1.08	68.5%
2	0.32	0.51	-37.3%	6.72	-95.2%	5.41	-94.1%
3	1.15	1.45	-20.7%	1.27	-9.4%	2.80	-58.9%
4	0.98	1.11	-11.7%	0.91	7.7%	5.64	-82.6%
5	2.72	2.95	-7.8%	2.41	12.9%	5.12	-46.9%
7	0.38	0.29	31.0%	0.37	2.7%	4.92	-92.3%
8	0.25	0.20	25.0%	0.71	-64.8%	0.28	-10.7%
9	0.72	1.23	-41.5%	3.49	-79.4%	4.10	-82.4%
10	0.66	1.43	-53.8%	1.50	-56.0%	6.21	-89.4%
11	0.19	0.66	-71.2%	0.44	-56.8%	2.82	-93.3%
12	0.90	1.23	-26.8%	3.39	-73.5%	3.12	-71.2%
13	0.34	0.47	-27.7%	3.97	-91.4%	3.24	-89.5%
14	0.93	2.99	-68.9%	0.83	12.0%	4.49	-79.3%
平均	0.87	1.19	-17.5%	2.12	-36.6%	3.79	-63.2%

表 11: 評価結果 (相関係数)

被験者 ID	条件 1	条件 2	増加率	条件 3	増加率	条件 4	増加率
1	0.45	0.50	-10.0%	0.36	25.0%	0.52	-13.5%
2	0.57	0.45	26.7%	0.44	29.5%	0.46	23.9%
3	0.69	0.58	19.0%	0.45	53.3%	0.49	40.8%
4	0.58	0.58	0.0%	0.49	18.4%	0.54	7.4%
5	0.46	0.53	-13.2%	0.44	4.5%	0.39	17.9%
7	0.61	0.64	-4.7%	0.43	41.9%	0.48	27.1%
8	0.38	0.40	-5.0%	0.35	8.6%	0.24	58.3%
9	0.49	0.35	40.0%	0.31	58.1%	0.34	44.1%
10	0.47	0.42	11.9%	0.38	23.7%	0.40	17.5%
11	0.63	0.49	28.6%	0.40	57.5%	0.39	61.5%
12	0.31	0.32	-3.1%	0.36	-13.9%	0.29	6.9%
13	0.52	0.42	23.8%	0.30	73.3%	0.36	44.4%
14	0.50	0.49	2.0%	0.42	19.0%	0.44	13.6%
平均	0.51	0.47	8.9%	0.39	30.7%	0.41	26.9%

また、表 10,11 はそれぞれ各被験者、各条件における平均二乗誤差と相関係数の値および増加率である。平均二乗誤差は被験者 2,3,9,10,11,12,13 の 7 人で、相関係数は被験者 2,3,4,9,10,11,13,14 の 8 人で条件 1 において値がそれぞれ最小および最大となった。平均二乗誤差と相関係数の両方において条件 1 が最良となったのは被験者 2,3,9,10,11,13 の 6 人であり、それ以外の 7 人ではアンカー情報の使用や個別の代表値の設定により平均二乗誤差と相関係数のいずれかにおいて悪化したということになる。これは、モデルのフィッティング時に価値関数の値を最大化する方向へとパラメータを調整したためであり、平均二乗誤差と相関係数の一方のみの向上では推定精度の向上に必ずしも繋がらないことから、片方の指標に依存しすぎないようなモデル設計を行った結果である。また、平均的には 2 つの指標の両方で条件 1 が最良となっていることから、アンカー情報の使用や個別の代表値の設定が推定値と元データの相関を強め、誤差を小さくする傾向があるといえる。

平均二乗誤差と相関係数の条件間の平均増加率に着目すると、平均二乗誤差においては条件 2 → 1 で -17.5%、条件 3 → 1 で -36.6%、条件 4 → 1 で -63.2%、相関係数においては条件 2 → 1 で 8.9%、条件 3 → 1 で 30.7%、条件 4 → 1 で 26.9%であり、平均二乗誤差の方がいずれの条件においても増加率の絶対値が大きいという結果となった。また、平均二乗誤差と相関係数の両方において個別の代表値の設定が与える影響の方が大きく、特に相関係数



においては条件1と2、および条件3と4の間での差があまりなく、アンカー情報の使用が相関係数に与える影響が小さいという結果となった。これは、アンカー情報はTSVが変化した際に発生するアンカリングバイアスによるTSVの過剰な増減を補正する役割が主であり、TSVの増減の傾向はあまり反映していなかったことが要因であると考えられる。

### 3.2.3 学習と推定に異なる時系列のデータを用いた場合

これまでで述べた結果は全て学習と推定に同じ時系列のデータを使用していた。それぞれで異なる時系列のデータを用いた場合の結果の一例として、被験者3の結果を示す。学習に使用したデータは3.2.1章で使用したものと同じであるが、推定値の出力と評価には別の時系列のデータを使用している。

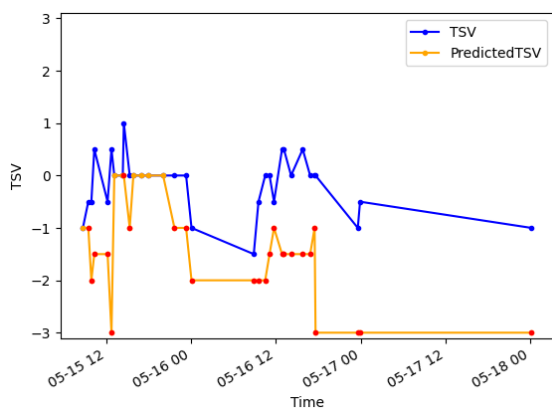


図 17: 条件 1、被験者 3(異なる時系列)

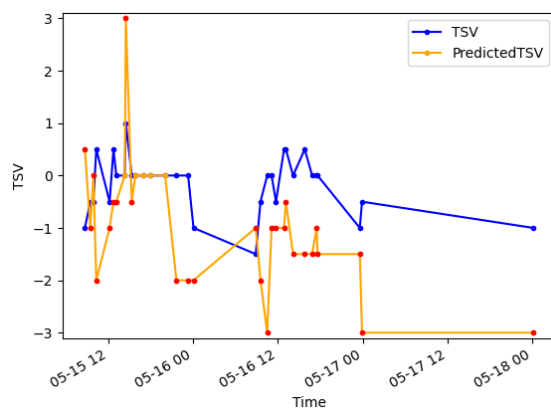


図 18: 条件 2、被験者 3(異なる時系列)

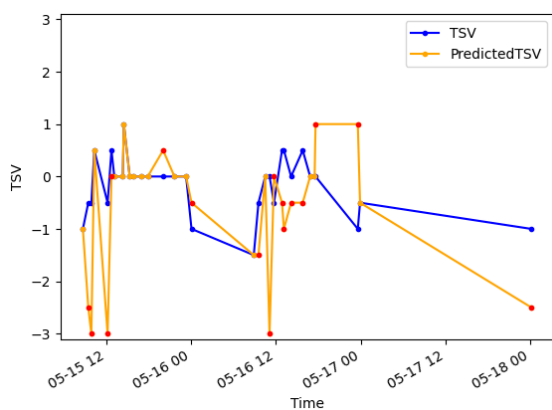


図 19: 条件 3、被験者 3(異なる時系列)

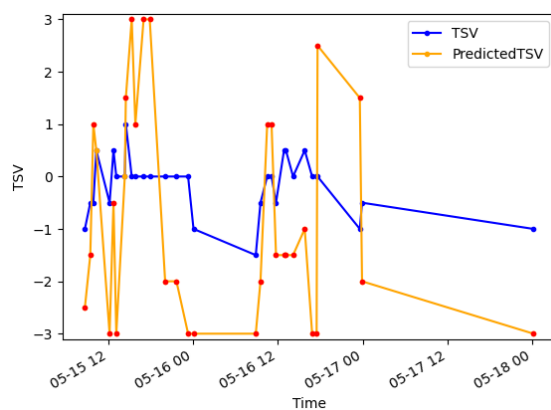


図 20: 条件 4、被験者 3(異なる時系列)

表 12: 被験者 3 の結果 (異なる時系列)

条件	<i>Precision</i>	平均二乗誤差	相関係数	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$
条件 1	0.16	2.33	0.36	0.90	0.06	0.29
条件 2	0.16	1.94	0.34	0.77	0.26	0.49
条件 3	0.25	1.23	0.41	0.32	3.93	0.13
条件 4	0.11	3.99	0.34	0.17	0.02	0.10

同じ時系列を用いた場合とは異なり、条件 3 で推定精度が最高、条件 4 が最低となった。 $\alpha, \beta, \gamma$  の値に着目すると、条件 1,2 では  $\alpha$  の値が最も大きく、センシング情報を重視したモデルとなっている一方、条件 3 は  $\beta$  の値が大きく、アンカー情報を重視したモデルとなっている。条件 1,2 の推定精度が低下した要因としては、センシング情報と TSV の関係は直前の環境に依存しやすく、時系列の違いにより精度が変動しやすいのに対し、アンカリングバイアスの発生のしやすさは個人の特性として一貫しているため、時系列の違いの影響を受けづらいということが考えられる。 $\alpha, \beta, \gamma$  の値は学習時に決定されるため、一時的な環境変化に依存せず、一貫性のある指標を重視するよう学習することにより、異なる時系列のデータにおける推定精度の向上に繋がれると考えられる。

## 4 おわりに

本報告では、個人ごとのウェルビーイング空間実現を目的とした上で温熱感覚の個人差とアンカリングバイアスを考慮した TSV の推定モデルを提案し、その有用性について検証を行った。その結果、個人ごとのデータを用いたモデルのフィッティングを行うことで、平均のデータへとフィッティングした場合と比較して推定精度が向上することが分かった。また、アンカー情報のモデルへの組み込みにより、センシング情報と温熱感覚の乖離を補正可能であることを示した。さらに、これらの手法の効果は個人ごとに異なっていたことから、各個人に適したモデルの構築が重要であると考えられる。

今回設計した手法では認知バイアスの一つとしてアンカリングバイアスのみに焦点をあてているが、実際の人々の感覚では複数の認知バイアスが同時に作用するケースも考えられるため、今後はアンカリングバイアス以外の認知バイアスも同時に考慮した推定モデルの構築を目指す。また、学習と推定には同じ時系列のデータを使用して評価を行ったが、実世界における温熱感覚の推定と環境制御を行う際には推定時に使用するデータは学習時とは異なっていることが想定されるため、今後は個人差や認知バイアスに関する更に多くの指標を導入し、個人の特性をより高精度に反映することにより、別時系列のデータにおける推定にも対応できるモデルを検討する。さらに、幅広い被験者に対し安定した推定精度を発揮することを目指し、価値関数の設定や BAM の初期状態による値の変化への対応等、モデルの設計に関する再検討も行っていく。

## 謝辞

本報告を遂行するにあたり、大阪大学大学院情報科学研究科教授の村田正幸先生にはお忙しい中終始多大なるご指導を賜りました。ここに深謝の意を表します。また、大阪大学大学院経済学研究科助教の大歳達也先生には普段の進捗確認から今後の方針に関する助言など、多岐にわたり適切にご指導頂きましたことに感謝いたします。また、大阪大学大学院情報科学研究科村田研究室の皆様には本報告の遂行から普段の生活にわたり、様々な面でご助言、ご協力頂きました。誠にありがとうございました。

## 参考文献

- [1] 厚生労働省, “雇用・労働 仕事と生活の調和,” [https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/koyou\\_roudou/roudoukijun/shigoto/index.html](https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/koyou_roudou/roudoukijun/shigoto/index.html), (Accessed: 2025-02-05).
- [2] R. de Dear and G. Brager, “Developing an adaptive model of thermal comfort and preference,” *Center for the Built Environment*, vol. 104, pp. 145–167, 1998.
- [3] R. J. de Dear, T. Akimoto, E. A. Arens, G. Brager, C. Candido, K. W. D. Cheong, B. Li, N. Nishihara, S. C. Sekhar, S. Tanabe, J. Toftum, H. Zhang, and Y. Zhu, “Progress in thermal comfort research over the last twenty years,” *Indoor Air*, vol. 23, no. 6, pp. 442–461, Apr. 2013.
- [4] A. Omidvar and J. Kim, “A novel theoretical model for predicting the individuals’ thermal sensations based on air temperature and biomarkers measured by wearable devices,” *Building and Environment*, vol. 232, p. 110050, Mar. 2023.
- [5] S. Liu, S. Schiavon, H. P. Das, M. Jin, and C. J. Spanos, “Personal thermal comfort models with wearable sensors,” *Building and Environment*, vol. 162, p. 106281, Sep. 2019.
- [6] M. Raccuglia, C. Heyde, A. Lloyd, D. Ruiz, S. Hodder, and G. Havenith, “Anchoring biases affect repeated scores of thermal, moisture, tactile and comfort sensations in transient conditions,” *International Journal of Biometeorology*, vol. 62, pp. 1945–1954, Aug. 2018.
- [7] X. Du, B. Li, H. Liu, D. Yang, W. Yu, J. Liao, Z. Huang, and K. Xia, “The response of human thermal sensation and its prediction to temperature step-change (cool-neutral-cool),” *PloS one*, vol. 9, p. e104320, Aug. 2014.
- [8] Z. Yang, M. Cui, H. Xiao, H. Sun, B. Wang, B. Lin, and W. Shi, “Analysis of thermal comfort experience using peak-end rule with air conditioner in heating season,” *Building and Environment*, vol. 229, p. 109965, Feb. 2023.
- [9] S. Bitzer, J. Bruineberg, and S. J. Kiebel, “A bayesian attractor model for perceptual decision making,” *PLOS Computational Biology*, vol. 11, no. 8, pp. 1–35, Aug. 2015.

- [10] C. Rastogi, Y. Zhang, D. Wei, K. R. Varshney, A. Dhurandhar, and R. Tomsett, “Deciding fast and slow: The role of cognitive biases in AI-assisted decision-making,” *Proc. ACM Hum.-Comput. Interact.*, vol. 6, no. CSCW1, Apr. 2022.
- [11] T. Akiba, S. Sano, T. Yanase, T. Ohta, and M. Koyama, “Optuna: A next-generation hyperparameter optimization framework,” *arXiv e-prints*, vol. arXiv:1907.10902, Jul. 2019.