

# キーボードの打鍵パラメータによる自信度推定に関する検討

丹羽 涼太\*<sup>1</sup> 佐藤 雪乃\*<sup>1</sup> 上堀 まい\*<sup>2</sup> 長谷川 卓己\*<sup>3</sup> 大島 崇\*<sup>3</sup> 伊藤 雄一\*<sup>4</sup>

A Study on Confidence Estimation Using Keyboard Keystroke Parameters

## Abstract

Recent studies have used pressure sensors to assess users' confidence. Building on this, we developed a table-top device with four load cells for unobtrusive confidence estimation during typical PC tasks. Force-time data recorded during typing were analyzed to extract keystroke parameters like key-press force and typing speed. A random forest regression with 7-level confidence estimation achieved an  $R^2$  of 0.204. Additionally, a binary ("confident" vs. "not confident") random forest classifier reached 73.3% accuracy. Feature importance indicated that variations in key-press force and typing speed were the strongest predictors; "confident" states featured higher forces and steadier rhythms.

**Keywords** : confidence estimation, keystroke parameters, table-top device, Feature Importance

## 1. はじめに

自信度の向上は、ストレスの軽減や、業務遂行能力の向上、精神的成長を促す効果があると言われており [1], 作業者の自信度を向上させ、高く保つことが望ましい。しかし、近年、仕事に対する自信度の低下が問題視されており [2], 自信度の低下は、個人のパフォーマンスやキャリア発展に悪影響を与えられている [1]。こうした悪影響を回避し、適切な支援を提供するためには、作業者の自信度を正確に把握する必要がある。

自信度に関連する用語として、心理学者のアルバート・バンデューラが提唱する「自己効力感」があり、これは、「目標を達成するための能力を自らが持っている」と認識することと定義されている [3]。自己効力感は自身の体験によって変化し、他者の成功や失敗からも影響を受ける。また、自己効力感は自信度と同様に、職場での成長や、キャリア発展に影響を与える心理的特性であり、その適切な評価と支援が職場の満足度やパフォーマンス向上の鍵となる [4]。自信度や自己効力感の向上には、組織内外の他者からの協力や支援が必要不可欠であり、これを実現するには、主観的な判断に頼りすぎない客観的な手法が求められる [5]。例えば、情報技術を用いて自信度を定量的に把握することで、主観に頼らず一貫した支援を迅速に提供できることが期待される。

従来の自信度推定は、カメラの利用による過度な監視・心理的負荷 [6, 7] や、ウェアラブルデバイスの装

着 [8] によるパフォーマンス低下の懸念が課題とされてきた。キーボードに圧力センサを内蔵し、ユーザのリラックス・ストレス状態を推定する手法も提案されているが [9], 実装コストが高く、既存のキーボードやデバイスを改造、または変更する必要があり、既存環境に導入しにくいという制約が残る。さらに、これらの手法は感情状態の推定に焦点を当てており、自信度に特化した研究はまだ実施されていない。

そこで、本研究では、四隅にロードセルを搭載した机上天板型デバイスを実装し、取得したキーボード打鍵時の重心・重量データから抽出した打鍵パラメータを用いて、自信度の推定を試みる。重心・重量データを用いることで、ユーザに心理的ストレスを与えずに、ユーザの無意識下での推定が可能となる。また、必要なセンサが4つのみであるため、実装コストが低いという利点がある。さらに、自信度の推定に重要な特徴量を調査する。

## 2. 関連研究

### 2.1 重心・重量データによるセンシング

座面や家具に圧力センサを設置し、ユーザの無意識下で状態を推定する研究がある。Nishimura らは、椅子の座面下に4つの圧力センサを配置した椅子型デバイス "SenseChair" を用いて、着座者のうなずきを検出し、アイデア発想後のうなずき量が増加する傾向にあり、うなずき量と知的生産性の間に正の相関があることを示している [10]。Murao らは、机の四隅に取り付けた圧力センサを用いて、物体検出、行動認識、ユーザ識別の3つの機能を実現し、4種類の動作を94%の精度で認識している [11]。このように、重心・重量データは、ユーザの動作や状態などを特定するため

\*1: 青山学院大学 大学院理工学研究科

\*2: 日本学術振興会 特別研究員

\*3: 株式会社リンクアンドモチベーション

\*4: 青山学院大学 理工学部

に十分な情報を持っていると言うことができる。

## 2.2 センサを用いた人間の自信度推定

センサを用いて、人間の自信度を定量的に推定する研究がある。Yamadaらは、固定型視線追跡デバイスを開発し、視線データから、ユーザの自信度を平均90.1%の精度で推定している[12]。Maruichiらは、スマートフォンのストローク情報から、ユーザの自信度を個人内識別では86.8%、個人間識別では89.1%の精度で推定している[13]。矢野らは、圧力センサ、加速度センサ、ジャイロセンサを搭載したペン型デバイスを開発している[14]。把持力平均変化量、平均筆記時間、平均思考時間が自信度と特に強い相関を示し、決定係数は平均0.37を示している。また、7段階の自信度のうち、1~4を「自信なし」、5~7を「自信あり」として、分類を実施し、約70%の精度を示している。

## 2.3 打鍵行動が人間の感情に与える影響

打鍵行動が、人間の感情に起因することを示す研究がある。加藤らは、打鍵速度が大きく、打鍵間隔が短い場合、集中度が高く、心身状態が良好であり、打鍵速度が小さく、打鍵間隔が不規則な場合、疲労やストレス、集中低下を示唆すると報告している[15]。Leeらは、打鍵圧が大きく、打鍵速度が大きい場合に、幸福感や覚醒度などのポジティブな感情が強まる傾向があると報告している[16]。これらの研究から、打鍵パラメータには、人間の感情を定量的に推定するための情報が含まれていると考えられる。Hasegawaらは、キーボード振動と入力情報を用いて約69.8%の精度で感情状態を分類している[9]。Hernandezらは、圧力感知キーボードと静電容量式マウスを用いて、リラックス状態とストレス状態を分類している。ストレス状態では、79%以上の実験参加者で打鍵圧が上昇し、75%以上の実験参加者でマウスの接触面積が増加することを確認している[17]。このように、打鍵パラメータを計測し、人間の感情を推定する研究が実施されているが、作業中の打鍵パラメータが自信度に与える影響を調査した研究はまだ実施されていない。そこで本研究では、重心・重量の変化を測定できる机上パネル型デバイスを用いて、打鍵パラメータを取得し、自信度を推定することを目指す。

## 3. 提案手法

### 3.1 机上パネル型デバイス

図1に開発したデバイスを示す。デバイスの寸法は、キーワードやマウスを置ける大きさで、厚さ10mm、幅800mm、奥行き450mmとした。天板には、アクリル板を用い、四隅にロードセルを設置し、デバイスにかかる荷重が全てこの4点に集約するように設計し



図1 机上パネル型デバイス

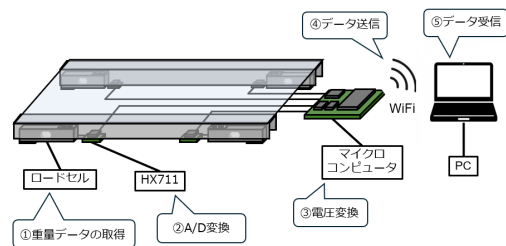


図2 システム概要図

た。また、アクリル板のたわみを抑えるため、厚さ2.4mm、長さ800mm、高さ30mmのコの字型のアルミチャンネルを2つの長辺に取り付け、その下にロードセルを配置した。ロードセルは、定格容量が5kgのデジタルロードセルを4つ使用し、ひずみを正確に測定するため、ロードセルの上下をアルミ板とねじで固定した。

図2に提案システムの概要を示す。各ロードセルは、ノイズ対策としてA/D変換器(HX711)に接続し、得られた重量データはA/D変換をした後、電圧変換する。マイクロコンピュータは、Wi-Fiモジュールが搭載されたESP32-DevKitCを採用し、サンプリング周波数80HzでPCにデータを送信している。

### 3.2 データの計測及び特徴量抽出方法

#### 3.2.1 データの計測

重心・重量データは、機の四隅に設置したロードセルから計算する。図3に示すように、各ロードセルの値を、それぞれ、*TopLeft* (TL), *TopRight* (TR), *BottomLeft* (BL), *BottomRight* (BR) とし、デバイスの中心座標を(0, 0)とし、デバイスの横幅を *Length*, 縦幅を *Width* とすると、重心座標 *X*, *Y*, 重量 *W* はそれぞれ式(1)~(3)で表すことができる。また、用いたロードセルの特性により、非接触時でも定格容量の0.1%である5gの誤差が生じる可能性があり、4つのセンサを使うため、計20gの誤差が生じてしまう場合がある。この誤差を補正するために、20g以下の時には、重量値自体はそのまま保持しつつ、重心位置のみを(0, 0)に調節している。

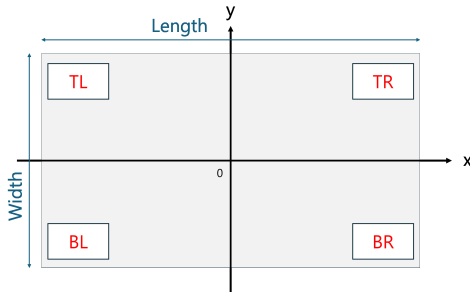


図3 重心位置の座標

表1 選出した特徴量

| 変数名        | 変数の説明             |
|------------|-------------------|
| 平均打鍵圧      | 単位時間あたりの打鍵の平均圧力   |
| 打鍵圧の標準偏差   | 単位時間あたりの打鍵圧のばらつき  |
| 平均打鍵速度     | 単位時間あたりの打鍵の平均の速さ  |
| 打鍵速度の標準偏差  | 単位時間あたりの打鍵速度のばらつき |
| 打鍵周波数      | FFTを用いた打鍵圧の周波数成分  |
| ピークの個数     | 打鍵圧が極大値を取った総数     |
| ピーク時の平均打鍵圧 | 打鍵圧の極大時の平均        |
| ピーク時の最大打鍵圧 | 打鍵圧の極大時の最大値       |

$$X = \frac{(TR + BR) - (TL + BL)}{TL + TR + BL + BR} \times \frac{Length}{2} \quad (1)$$

$$Y = \frac{(TL + TR) - (BL + BR)}{TL + TR + BL + BR} \times \frac{Width}{2} \quad (2)$$

$$W = TL + TR + BL + BR \quad (3)$$

### 3.2.2 データの前処理

前処理として、後述する実験では、参加者に両手をキーボード上に置いたまま普段のタイピング姿勢で30秒間静止してもらい、非打鍵時のデータを取得した。これを1セットとして同手順を6回実施した。各セットの重量データにローパスフィルタを適用して高周波成分を除去し、6セットの平均値をベースラインと定義した。以降の解析では、この静止時のベースラインを基準値として各時点の重量データから差し引くことで、肘荷重によるノイズを低減することを試みた。さらに、平滑化処理として移動平均を併用した。

### 3.2.3 特徴量の抽出

表1に、自信度に関係する可能性がある特徴量を示す。関連研究[9,14,17]の特徴量を参考に、取得したデータから、後述する実験で扱う問題ごとにこれらの特徴量を算出し、自信度を推定するために有効な特徴量を検討する。

打鍵圧は、デバイスから取得したデータを用いて式(3)により総重量Wを計算し、3.2.2項で説明した前処理を施し、各窓の平均値を平均打鍵圧と定義する。前処理を踏まえ、ベースラインからの変動に注目して

いるため、場合によっては、打鍵圧は負の値を取ることがある。また、打鍵速度は、窓幅1秒間における極大値の個数を計算し、これを各窓ごとに算出した後、平均値を平均打鍵速度として定義する。

表1で候補に挙げた特徴量は、個人差を軽減するために、実験参加者ごとに、各特徴量について、平均が0、標準偏差が1となるように標準化をした。標準化は実験データを学習データとテストデータに分割した後に実施し、学習データ内で平均値と標準偏差を算出し、学習データとテストデータに適用した。

## 4. データ取得実験

### 4.1 実験概要

実験参加者は大学生の男女計5名(男性3名、女性2名、年齢 $21.6 \pm 0.5$ 歳)である。また、実験参加者のプログラミング経験年数は、 $3.5 \pm 0.6$ 年であった。実験前に本実験の説明をし、同意書に署名をしてもらった。実験では、競技プログラミング形式の問題<sup>1</sup>を3問、公務員試験形式の小論文問題<sup>2,3,4</sup>を3問の計6問を用意し、それぞれ制限時間30分以内で解くように指示した。問題の難易度は、容易な問題から難解な問題まで幅広い難易度であり、推奨制限時間が30分以下である問題を抜粋した。また、プログラミング問題については用いる言語は指定せず、実験参加者に選択してもらった。小論文の問題も同様に、回答形式や構成などは指定しなかった。

図4に実験の様子を示す。本実験では、机上にかかる重量データの取得に加え、実験参加者が各問題に取り組む様子をカメラで録画し、同時に画面録画もした。これらの録画データは、実験参加者が自信度を評価したり、回答過程を確認したりするために使用した。また、プライバシー保護の観点から、参加者の顔は映さず、撮影は手元のみ限定した。実験参加者には、各問題終了後に、問題に対する自信度を7段階のリッカート尺度で評価してもらった。

### 4.2 実験結果

本節では、機械学習を用いて解析を行った結果について述べる。今回の実験では、参加者数が5名、問題数が6問と限られており、個人内識別に必要な十分なサンプル数が得られなかったため、個人間識別のみを実施した。実験参加者が回答した7段階の自信度を目的変数として用いた回帰分析に加え、自信度を「自信

1 秋葉拓哉, 岩田陽一, 北川宜稔, 『プログラミングコンテストチャレンジブック』, 株式会社 毎日コミュニケーションズ, 東京都千代田区, 2010年.

2 青森県, 『青森県公務員試験過去問題集』, 公務員試験出版社, 青森, 2022年.

3 山形県, 『山形県公務員試験過去問題集』, 公務員試験出版社, 山形, 2013年.

4 福島県, 『福島県公務員試験過去問題集』, 公務員試験出版社, 福島, 2022年.



図4 実験環境

表2 各モデルによる回帰精度

| モデル名      | 決定係数 ( $R^2$ ) | 平均二乗誤差 (MSE) |
|-----------|----------------|--------------|
| 線形回帰      | -0.859         | 2.688        |
| ランダムフォレスト | 0.204          | 1.770        |
| 線形 SVM    | -0.318         | 2.290        |
| 非線形 SVM   | 0.034          | 1.983        |
| POLR      | -0.841         | 2.684        |
| k 近傍法     | -0.158         | 2.148        |

表3 各参加者をテストデータとした回帰精度 (ランダムフォレスト)

| テストデータ | 決定係数 ( $R^2$ ) | 平均二乗誤差 (MSE) |
|--------|----------------|--------------|
| 参加者 1  | 0.565          | 1.306        |
| 参加者 2  | 0.126          | 1.256        |
| 参加者 3  | -0.193         | 2.650        |
| 参加者 4  | 0.599          | 1.212        |
| 参加者 5  | -0.076         | 2.426        |

あり (5~7)」と「自信なし (1~4)」に分けた2値分類を実施した。この際、テストデータセットに含まれる実験参加者が訓練データセットには含まれないように、層化グループ5分割交差検証を行った。

#### 4.2.1 7段階の回帰分析

自信度の推定には、機械学習手法として、ランダムフォレスト、線形 SVM、非線形 SVM、k 近傍法の4種類、および統計的手法として線形回帰と順序ロジスティック回帰 (POLR) を用いた。層化グループ5分割交差検証を行い、5人のうち4人を学習データ、1人をテストデータとして5回繰り返した。各交差検証において、7段階の自信度を目的変数とした。評価指標には、決定係数 ( $R^2$ ) と平均二乗誤差 (RMSE) を用い、5分割の平均値を算出した。表2にその結果を示す。最も精度が高かったのはランダムフォレストであり、平均決定係数は0.204、平均RMSEは1.77であった。また、表3に最も精度の高いランダムフォレストを用いて参加者ごとの評価を示す。決定係数に大きなばらつきが見られ、最高は参加者4の0.599、最低は参加者3の-0.193であった。図5に、全参加者を1つのグラフにまとめた際の、自信度の推定結果を示す。左上には、回帰直線の式、その回帰直線がデータをどの程度説明できているかを示す決定係数 ( $R^2$ )、回帰直線と予測値のズレを表す平均二乗誤差 (RMSE) を表示している。

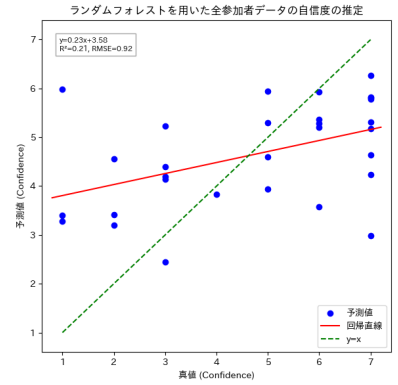


図5 実験参加者5名の全体予測結果

表4 各分類器の分類精度

| 分類器       | 正分類 | 誤分類 | 正解率   | 適合率   | 再現率   | F 値   |
|-----------|-----|-----|-------|-------|-------|-------|
| ランダムフォレスト | 22  | 8   | 0.733 | 0.840 | 0.800 | 0.768 |
| ロジスティック回帰 | 22  | 8   | 0.733 | 0.737 | 0.800 | 0.757 |
| k 近傍法     | 19  | 11  | 0.633 | 0.667 | 0.950 | 0.751 |
| 線形 SVM    | 21  | 9   | 0.700 | 0.737 | 0.750 | 0.719 |
| 非線形 SVM   | 18  | 12  | 0.600 | 0.680 | 0.850 | 0.704 |

表5 各分類器の実験参加者別分類精度

| 分類器       | テストデータ  | 正解率   | 適合率   | 再現率   | F 値   |
|-----------|---------|-------|-------|-------|-------|
| ランダムフォレスト | 実験参加者 1 | 0.833 | 1.000 | 0.750 | 0.857 |
|           | 実験参加者 2 | 0.667 | 1.000 | 0.500 | 0.667 |
|           | 実験参加者 3 | 0.500 | 0.400 | 1.000 | 0.571 |
|           | 実験参加者 4 | 0.833 | 0.800 | 1.000 | 0.889 |
|           | 実験参加者 5 | 0.833 | 1.000 | 0.750 | 0.857 |
| ロジスティック回帰 | 実験参加者 1 | 0.833 | 0.800 | 1.000 | 0.889 |
|           | 実験参加者 2 | 0.667 | 0.750 | 0.750 | 0.750 |
|           | 実験参加者 3 | 0.500 | 0.333 | 0.500 | 0.400 |
|           | 実験参加者 4 | 0.833 | 0.800 | 1.000 | 0.889 |
|           | 実験参加者 5 | 0.833 | 1.000 | 0.750 | 0.857 |
| k 近傍法     | 実験参加者 1 | 0.667 | 0.667 | 1.000 | 0.800 |
|           | 実験参加者 2 | 0.667 | 0.667 | 1.000 | 0.800 |
|           | 実験参加者 3 | 0.333 | 0.333 | 1.000 | 0.500 |
|           | 実験参加者 4 | 0.667 | 0.667 | 1.000 | 0.800 |
|           | 実験参加者 5 | 0.833 | 1.000 | 0.750 | 0.857 |
| 線形 SVM    | 実験参加者 1 | 0.833 | 0.800 | 1.000 | 0.889 |
|           | 実験参加者 2 | 0.667 | 0.750 | 0.750 | 0.750 |
|           | 実験参加者 3 | 0.500 | 0.333 | 0.500 | 0.400 |
|           | 実験参加者 4 | 0.833 | 0.800 | 1.000 | 0.889 |
|           | 実験参加者 5 | 0.667 | 1.000 | 0.500 | 0.667 |
| 非線形 SVM   | 実験参加者 1 | 0.667 | 0.667 | 1.000 | 0.800 |
|           | 実験参加者 2 | 0.500 | 0.600 | 0.750 | 0.667 |
|           | 実験参加者 3 | 0.333 | 0.333 | 1.000 | 0.500 |
|           | 実験参加者 4 | 0.833 | 0.800 | 1.000 | 0.889 |
|           | 実験参加者 5 | 0.667 | 1.000 | 0.500 | 0.667 |

#### 4.2.2 2値分類

自信度を推定する研究では、「自信あり」「自信なし」の2値分類を実施しているものが多数ある [12-14]。そこで、これらの研究を参考に、7段階の自信度のうち、1~4を「自信なし」、5~7を「自信あり」として、分類を実施した。分類器として、ロジスティック回帰、線形 SVM、非線形 SVM、ランダムフォレスト、k 近傍法を採用した。表4に、自信度を「自信なし」「自信あり」に分類した結果を示す。サンプル数は、5名の実験参加者に、6問の問題を解くように指示したため、合計で30個である。ランダムフォレストにおいてF値が0.768と最大になった。表5に、1人の実験参加者をテストデータとし、残りの4人の実験参加者を学習データとした際分類精度を示す。

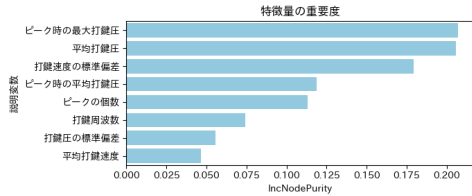


図6 ランダムフォレストによる変数重要度

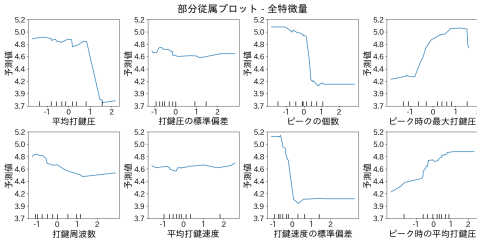


図7 自信度に関する部分従属プロット

#### 4.2.3 自信度が影響する特徴量

図6に、最も精度の高いランダムフォレストによる特徴量の重要度を示す。横軸は重要度を表しており、縦軸には特徴量が重要度の高い順に並んでいる。横軸が示すIncNodePurityとは、決定木のノードの純度変化量であり、変数ごとに残差平方和を基に算出しており、値が大きいほど、自信度の推定誤差を小さくするために有効な特徴量であるといえる。図6より、ピーク時の最大打鍵圧が最も重要度が高く、続いて平均打鍵圧、打鍵速度の標準偏差の順で重要度が高いことが分かった。一方で、打鍵圧の標準偏差や平均打鍵速度は、重要度が低いことが分かった。

図7に、各特徴量の部分従属プロットを示す。部分従属プロットとは、Friedmanによって提案され、特徴量が目的変数に対してどのように寄与しているのかを可視化する手法である[18]。横軸が特徴量を標準化した値の大きさを示し、縦軸が予測した7段階の自信度の平均を示している。また、横軸には、学習データが集中している部分に目盛りを引いている。図7より、ピーク時の最大打鍵圧が大きいほど自信度が高く、打鍵速度の標準偏差が大きいほど自信度が低くなることが分かった。また、平均打鍵圧は、ある一定の値を上回ると自信度が急激に低くなることも分かった。

### 5. 考察

#### 5.1 実験結果についての考察

7段階の自信度による回帰分析では、ランダムフォレストで決定係数が0.204と先行研究[14]に比べて低い結果となったが、参加者によって精度にばらつきがあり、最高で0.599、最低では-0.193を示した。精度低下の要因として、参加者3,5の録画データで多く見られた頬杖など静的姿勢の影響や、肘の位置の変化に

よるベースラインからのずれが考えられる。

2値分類では、表4に示すように、ランダムフォレストで正解率73.3%、F値0.768と最も高い精度が得られた。現段階では、実験参加者が少ないため、個人の学習データがモデルに与える影響が大きく、精度に振幅が生じている可能性はあるが、本研究の提案手法が自信度の推定に対して、活用できる可能性があると考えられる。

特徴量重要度の解析では、ピーク時の最大打鍵圧が最も寄与し、次いで平均打鍵圧、打鍵速度の標準偏差が高く寄与した。部分従属プロットでは、打鍵圧が大きく、打鍵速度の標準偏差が小さい場合に自信度が高い傾向が見られた。これらの結果から、自信度が高い場合は打鍵圧が大きくリズムも安定する傾向があり、解答方針が明確でスムーズに入力できていると考えられる。一方、自信度が低い場合は、打鍵が弱く、リズムも不安定になる傾向があり、自信度が高いときに比べ、慎重な打鍵や手の停止が多発していると考えられる。実際に参加者からは「解き方がすぐに思い浮かぶと自信があり、エラーが出ると手が止まった」との主観的報告が得られている。また、平均打鍵圧が約0.8~1.6の範囲で自信度の急落が見られ、両端に学習データが集中している。これは頬杖など打鍵以外の圧力が平均打鍵圧に混入した影響と考えられる。その結果、「打鍵圧が高いが自信が低い」といった情報が混在した可能性がある。一方で、打鍵圧の標準偏差や平均打鍵速度は他の特徴量に比べ寄与が小さかった。これは個人差や姿勢変化による計測誤差が影響したため、ピーク時のような特定の局面での打鍵圧の方が自信度の推定に有効であると考えられる。

#### 5.2 課題及び今後の展望

本研究の実験は実験参加者が5名、課題が6問という小規模な設計であったため、得られた決定係数に大きなばらつきが生じた。精度を向上させるには、第一に学習データの拡充が不可欠であるため、実験参加者数と課題数を増やして個人差を十分に捉えるとともに、解答中に推移する自信度を短時間で区切り、連続的な打鍵情報を抽出することで、サンプル数を効果的に増補する。第二に、打鍵に関する特徴量を精緻に抽出する必要がある。机上パネル型デバイスが取得するデータには、肘の位置や姿勢変化に起因するノイズが含まれており、打鍵圧や打鍵速度の純粋な変動に影響する可能性がある。本研究ではベースライン補正により一定のノイズ抑制を図ったが、今後は打鍵を高周波成分、静止時や頬杖状態を低周波成分として分離し、動的な打鍵のみを抽出する手法を導入することを試みる。これらの手法により、モデルの汎化性能が向上することが期待できる。また、応用例として、オフィス

環境への導入が有望である。長期間にわたってデータを収集し時系列解析を行うことで、個々の自信度の変化を詳細に把握し、作業効率やモチベーションとの関連を明らかにできる。さらに、複数台の机上パネル型デバイスを統合して組織全体の業務状況や自信度を客観的に評価すれば、適切な役割分担や迅速な支援が可能となり、チームパフォーマンスの向上につながる。

## 6. まとめ

本研究では、四隅にロードセルを設置した机上パネル型デバイスを用いて、打鍵パラメータからユーザの自信度を推定する手法を提案した。5人の実験参加者を対象に実験を実施し、8つの特徴量を用いた。ランダムフォレストを用いた個人間識別において、7段階の自信度を目的変数とした回帰分析では決定係数は0.204、「自信あり」「自信なし」の2値分類では、F値が0.768となった。これは、先行研究 [14] と比較してわずかに上回る結果であり、本研究の提案手法は、自信度の推定に対して、今後の改良次第では、活用できる可能性があると考えられる。

また、自信度が影響する特徴量についても調査した結果、ピーク時の最大打鍵圧や平均打鍵圧、打鍵速度の標準偏差などが大きく影響することが分かった。また、各特徴量の部分従属プロットから、自信度が高い場合は、打鍵圧が大きく、安定したリズムで打鍵をする傾向があることが分かった。これは、問題の解き方が分かっている場合、入力がスムーズになり、自信を持って打鍵をするためだと考えられる。

今後は、参加者や問題数を増やすことで、学習データの量を増やし、個人差を軽減し、モデルの汎化性能を高めることを目指す。また、打鍵による動的な情報と、肘による負荷や、疲労による姿勢の変化など打鍵以外の情報を適切に分割する手法を導入することで、打鍵圧や打鍵速度などの純粋な変動を取得することを目指す。

## 謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 JP24H00745 の助成を受けた。

## 参考文献

- [1] 天池雅彦：自己の成長と職場サポートがワーク・エンゲイジメントに及ぼす影響：自己の成長を媒介要因とするモデルの検証, 産業・組織心理学研究, Vol. 32, No. 2, pp. 153–166 (2019).
- [2] 高井範子：自信感形成要因および自信感の発達的変化, 健康心理学研究, Vol. 24, No. 1, pp. 45–58 (2011).
- [3] 江本リナ：自己効力感の概念分析, 日本看護科学会誌, Vol. 20, No. 2, pp. 39–45 (2000).
- [4] 武水野：職場における自己効力感に関する文献レビュー

- と今後の課題：教育現場と対比して, 政策科学, Vol. 28, No. 2, pp. 85–96 (2021).
- [5] 池田浩, 古川久敬：リーダーの自信に関する研究—自信測定尺度の開発およびマネジメント志向性との関連性—, 実験社会心理学研究, Vol. 44, No. 2, pp. 145–156 (2005).
  - [6] Chanda, S., Fitwe, K., Deshpande, G., Schuller, B. W. and Patel, S.: A Deep Audiovisual Approach for Human Confidence Classification, *Frontiers in Computer Science*, Vol. 3, (2021).
  - [7] 滝澤友里, 村山優子他：テレワークにおけるプライバシーの課題に関する調査, コンピュータセキュリティシンポジウム 2018 論文集, Vol. 2018, No. 2, pp. 1209–1212 (2018).
  - [8] Cheung, W. and Vhaduri, S.: Context-Dependent Implicit Authentication for Wearable Device User (2020).
  - [9] Hasegawa, K., Miyamoto, H., Ashida, Y., Ban, Y., Fukui, R., Inazawa, M. and Warisawa, S.: Estimation of Affective State based on Keystroke and Typing Vibration during Computer-Mediated Communication., in *BIOSIGNALS*, pp. 235–242 (2021).
  - [10] Nishimura, K., Ito, K., Fujiwara, K., Fujita, K. and Itoh, Y.: Detection of nodding of interlocutors using a chair-shaped device and investigating relationship between a divergent thinking task and amount of nodding, *Quality and User Experience*, Vol. 8, No. 1, p. 10 (2023).
  - [11] Murao, K., Imai, J., Terada, T. and Tsukamoto, M.: Activity recognition and user identification based on tabletop activities with load cells, *Journal of Information Processing*, No. 25, pp. 59–66 (2017).
  - [12] Yamada, K., Kise, K. and Augereau, O.: Estimation of confidence based on eye gaze: an application to multiple-choice questions, in *Proceedings of the 2017 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2017 ACM International Symposium on Wearable Computers*, pp. 217–220 (2017).
  - [13] Maruichi, T., Augereau, O., Iwata, M., Kise, K.: Keystrokes Tell You How Confident You Are: An Application to Vocabulary Acquisition, *UbiComp '18*, pp. 1–6 (2018).
  - [14] 矢野翔平, 伊藤弘大, 山下真由, 高嶋和毅, 伊藤雄一他：ペン把持力と解答情報による学習者の理解状況推定, 情報処理学会論文誌, Vol. 64, No. 5, pp. 1002–1013 (2023).
  - [15] 加藤隼, 野澤昭雄：キータイピングに基づく心身状態の計測, 電気学会研究会資料. IM, 計測研究会, Vol. 2012, No. 63, pp. 1–5 (2012).
  - [16] Lee, P.-M., Tsui, W.-H. and Hsiao, T.-C.: The influence of emotion on keyboard typing: an experimental study using visual stimuli, *BioMedical Engineering OnLine*, Vol. 13, No. 81 (2014).
  - [17] Hernandez, J., Paredes, P., Roseway, A. and Czerninski, M.: Under pressure: sensing stress of computer users, in *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '14, p. 51–60, New York, NY, USA (2014), Association for Computing Machinery.
  - [18] Friedman, J. H.: Greedy function approximation: a gradient boosting machine, *Annals of statistics*, pp. 1189–1232 (2001).