

机上作業の重心・重量の計測に基づく自信度の経時的変化の推定手法

丹羽 涼太[†] 尾崎 亮太[†] 大津 耕陽^{††} 長谷川卓己^{†††} 大島 崇^{†††}
伊藤 雄一^{††}

[†] 青山学院大学 大学院理工学研究科 〒252-5258 神奈川県相模原市中央区淵野辺 5-10-1

^{††} 青山学院大学 理工学部 〒252-5258 神奈川県相模原市中央区淵野辺 5-10-1

^{†††} 株式会社 リンクアンドモチベーション 〒104-0061 東京都中央区銀座4丁目12-15 歌舞伎座タワー 15階

あらまし 机上作業中の自信は、作業効率や成果に影響を与える重要な心理的要因であるが、主観評価に依存した測定には限界がある。先行研究において我々は、四隅にロードセルを配置した机上パネル型デバイスを提案しており、机上作業中に生じる重心および重量の変化を測定することで、作業に対する自信の有無の推定に利用できる可能性を示した。本研究では、机上パネル型デバイスで取得できる重心・重量データから、タスク中に経時的に変化する自信の程度（自信度）を推定できるかを検討する。実験の結果、特にプログラミング課題を対象とした場合に、重心・重量の特徴量を使用した推定では、キーロガーから取得できる打鍵特徴量を利用した推定と比較して、成果物に対する主観的な自信度と推定される自信度の間の相関が有意に高い結果を示した。この結果から、机上作業における重心・重量変化は、キー入力情報のみを用いた場合と比べ、自信度の経時的な変化の推定に有効であることが示唆された。

キーワード 自信度推定, 机上パネル型デバイス, 重心・重量センシング, 打鍵圧

Estimating Temporal Changes in Self-Confidence Based on the Measurement of Center of Gravity and Weight During Desk Work

Ryota NIWA[†], Ryota OZAKI[†], Kouyou OTSU^{††}, Takumi HASEGAWA^{†††}, Takashi OHSHIMA^{†††}, and Yuichi ITOH^{††}

[†] Graduate School of Science and Engineering, Aoyama Gakuin University 5-10-1, Fuchinobe, Chuo-ku, Sagami-hara, Kanagawa, 252-5258, Japan

^{††} College of Science and Engineering, Aoyama Gakuin University 5-10-1, Fuchinobe, Chuo-ku, Sagami-hara, Kanagawa, 252-5258, Japan

^{†††} Link and Motivation Inc. 15F Kabukiza Tower, 4-12-15, Ginza, Chuo-ku, Tokyo, 104-0061, Japan

Abstract Self-confidence during desk work is a crucial psychological factor that influences task efficiency and outcomes; however, measurements relying solely on subjective evaluations have inherent limitations. In our previous research, we proposed a table-top panel device equipped with load cells at its four corners and demonstrated the feasibility of estimating the presence or absence of confidence by measuring variations in the center of gravity (CoG) and weight during desk work. This study investigates the feasibility of estimating temporal changes in the degree of self-confidence during tasks using CoG and weight data acquired from the device. Experimental results indicated that, particularly for programming tasks, the estimation using CoG and weight features achieved a significantly higher correlation between the subjective confidence in the produced outcome and the estimated confidence compared to a conventional method using keystroke features obtained from a keylogger. These findings suggest that monitoring variations in CoG and weight during desk work is more effective for estimating temporal changes in self-confidence than relying solely on key input information.

Key words Self-Confidence estimation, table-top panel device, center-of-gravity and weight sensing, keystroke pressure

1. はじめに

自信は、作業効率やパフォーマンス、学習成果に影響を与える重要な心理的要因として知られている [1]。自信の向上は、ストレスの軽減や業務遂行能力の向上、精神的成長につながると言われており、近年のオフィス環境においては、作業者の自信を高く保つことができる仕組みを構築し、支援していくことへの関心が高まりつつある。これらの支援を実現するうえで、作業者の自信の程度（自信度）をモニタリングし、その状態に応じた介入を行うための手法を検討していくことは重要であるとされる [2]。

自信の程度は、作業開始前後だけでなく、作業の進行過程においても時間的に変動し、その変動が直後の行動選択やパフォーマンスに影響することが報告されている [3]。しかし、これらの心理状態の評価は主として質問紙によって行われており、社会的望ましきや印象管理といった応答バイアスの影響を受けやすいという課題がある [4],[5]。また、作業を中断せずにリアルタイムで状態を把握することが困難である。このことから、作業中の自信の程度を客観的視点から経時的に推定する手法が求められている。

自信の程度を客観的に推定する手法として、カメラやウェアラブルセンサを用いた手法が提案されているが [6],[7]、監視感やプライバシー侵害への懸念、装着負担といった制約が大きい。そこで我々は、四隅にロードセルを配置した机上パネル型デバイスによって机上作業中に生じる重心および重量の変化を測定することで、特別なデバイスの装着なしに、作業に対する自信の程度を推定する手法について検討している [8]。先行研究ではプログラミング、小論文課題を対象として、提案デバイスによって収集した重心・重量データから、タスク全体に対する自信の程度を推定できるかを検討した。実験の結果、自信の有無の2値分類においてはF値0.768という精度が得られた一方で、回帰分析においては決定係数が低い値に留まった。この要因として、先行研究ではタスク全体を通して算出された平均的な特徴量を自信の程度の推定に用いており、タスク実行中に生じる微細な行動の変化や、迷いと確信の移り変わりを十分に捉えきれていなかったことが考えられる。

そこで本研究では、タスクの中での自信度の経時的な変化に着目したデータを用いることで、机上パネル型デバイスで取得できる重心・重量データから自信度を推定できるかを検討する。具体的には、作業を短時間の区間に分割し、各区間における主観的な自信度評価値と重心・重量の時系列的な変動特徴を用いることで、従来のキー入力情報のみを用いた場合と比較して、より高精度に自信度を推定できるかを検証する。

心理学において自信は、自己効力感の下位概念、あるいは確信度や判断の確からしさなど、複数の概念と重なり合いながら用いられるものである [9]。そこで本研究で扱う自信度は、この自己効力感の中でも、作業遂行中に短時間で変動し得る「課題遂行に対する主観的な確信の強さ」に対応する概

念として位置づける。

2. 関連研究

2.1 キーボードの打鍵を用いた人間の心理状態の推定

キーボードの入力情報を用いて、人間の心理状態を推定する研究が多数ある。Eppらは、打鍵間隔や打鍵リズムといったキーストロークダイナミクスを用いて、喜びや不安、落ち着きなどの感情状態を推定している [10]。この研究では、実験参加者の自己報告に基づく感情ラベルとキー入力情報による特徴量との対応関係を分析し、キーボード操作が利用者の内部状態を反映する行動指標となり得ることを明らかにしている。また、感情カテゴリーの一つとして、自信度も扱われており、入力行動と主観的確信との関連性も示唆している。Vizerらは、打鍵速度、打鍵間隔、修正操作などの特徴量に加え、入力テキストの言語特徴を組み合わせることで、作業中のストレス状態を推定している [11]。また、精神的疲労や抑うつ傾向といった健康状態を、日常的なキーボード操作から推定する試みも行われている。Fadulらは、キーストロークダイナミクスを用いて抑うつ傾向を遠隔的に検出できる可能性を示しており、キー入力行動の変動が心理状態の変化を反映することを報告している [12]。Acienらは、打鍵リズムや入力の不規則性が精神的疲労と関連することを示している [13]。

一方で、これらの研究の多くは、キー入力情報から直接得られる特徴量（打鍵数、打鍵速度、打鍵間隔、修正頻度など）の量的・時間的指標に基づいている。そのため、入力が発生していない時間帯の行動や、打鍵時の力の入れ方、作業中のためらいや迷いといった行動変化を捉えることは困難である。さらに、キー入力情報は入力内容を含む場合が多く、個人情報やプライバシーに関する懸念が生じ得る点も指摘されている [14]。このため、入力内容に依存せず、行動の物理的側面から心理状態を推定する手法が必要であると考えられる。この課題に対して、キー入力以外の物理情報を用いて、人の心理状態を推定する研究がある。Hernandezらは、打鍵圧を検出可能なキーボードや、圧力や接触面積を計測できるマウスを用いることで、キー入力情報以外の物理的情報を取り入れ、ストレス状態を推定している [15]。この研究は、入力イベントそのものに加えて、入力操作時の圧力や接触状態といった物理的特徴量が心理状態の推定に有効である可能性を示している。

2.2 センサを用いた人自信度の推定

客観的に自信の程度を推定する手法として、センサを用いる研究が多数ある。Maruichiらはスマートフォンのキーストローク情報から、自信度を個人内86.8%、個人間89.1%の精度で推定している [16]。Yamadaらは視線データによって、作業中の自信の程度を平均90.1%で推定できるデバイスを開発している [17]。これらの研究は、人の自信度が行動の微細な変動として表出することを示している。しかし、多くの手法は装着型あるいは視覚依存型であり、作業行動を阻害せ

ずに長時間計測するには課題が残る。

2.3 重心・重量によるセンシング

重心・重量情報を用いたセンシングは、非装着・非侵襲で利用者の状態を推定できる点から注目されている。Nishimuraらは、座面下の圧力センサを用いて着座者のうなずきを検出し、タスクと行動指標との関係を分析している [18]。Muraoらは、机の四隅にロードセルを設置し、卓上行動に基づく行動認識やユーザ識別を高精度に実現しており、重心変化が多様な行動推定に有効であることを示している [19]。

重心・重量の変化と心理状態の関連性は、行動科学分野においても検討されている。Shichkinaらは、座位者の身体姿勢と感情状態との相関を示し、体圧分布や姿勢特徴が感情状態の識別に寄与することを報告している [20]。

我々も、机にかかる重心・重量を計測することで作業者の状態を推定可能な机上パネル型デバイスを提案している [8]。予備検討からは、PCでのプログラミング、小論文課題において打鍵圧や打鍵速度の抽出、自信の有無の推定ができることを明らかにしている。しかし、タスクを通した自信度の推定を高い精度で行うことはできなかった。この要因として、先行研究ではタスク全体の自信度の推定に焦点を当てていたことが挙げられる。作業の文脈では同じタスクを遂行している最中でも、自信の程度が変わっていくことがある。そのため、タスクに対する自信度を推定する際には、詳細な時間間隔での自信度に着目し、自信度の変動を計測していくことが有効である可能性がある。

そこで本研究では、先行研究で開発した机上パネル型デバイスを用いて、作業を一定時間ごとの区間（チャンク）に分割し、各区間の重心・重量変化から特徴量を抽出することで、自信度の経時的変化を推定する手法を提案する。さらに、プログラミング課題および読書感想文作成課題において評価実験を行い、従来のキー入力情報のみを用いた推定手法と比較することで、本手法の有効性を検証する。

3. 提案手法

3.1 机上パネル型デバイス

本デバイスは、先行研究 [8] で開発したデバイスに対し、天板を耐久性に優れたアルミハニカムパネルに変更したものである。図1にデバイスの外観を、図2にシステム概要を示す。デバイスのサイズは、キーボードやマウスを十分に配置できる幅 800 mm、奥行き 450 mm とした。天板下部の四隅にはロードセルを設置しており、天板にかかる荷重を4点で計測することで、重心・重量を算出する。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 80 Hz で PC にデータを送信している。



図1 机上パネル型デバイス

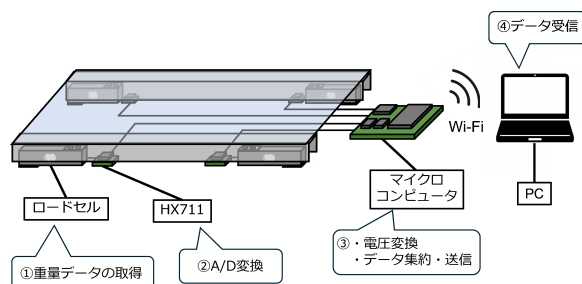


図2 システム概要図

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・重量データの算出は、先行研究 [8] と同様の手法を用いた。本デバイスでは、机の四隅に設置したロードセルの値から、天板にかかる荷重の重心座標 (X, Y) および総重量 (W) を計算する。なお、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 5 g 程度の誤差が生じる可能性がある。4つのセンサ合計で最大 20 g の誤差が生じる場合があるため、本研究では誤差補正として、算出された総重量が 20 g 以下の場合、重量値自体は保持しつつ重心位置を原点 $(0, 0)$ に補正する処理を行っている。

3.2.2 データの前処理および特徴量抽出

本研究で取得される重心・重量データは、打鍵に伴う瞬間的な荷重変化に加え、姿勢変化や肘荷重といった比較的低周波な成分が混在する。また、本研究では作業中の自信度を一定時間ごとに主観評価として取得しており、その評価は直前の作業状態を集約した観測値であると考えられる。このような特性を踏まえ、以下の前処理をした。

a) ノイズ除去および周波数分離

ロードセルから取得されるデータには、高周波ノイズが含まれる。そこで、総重量 W および重心座標 X, Y に対してローパスフィルタを適用し、高周波ノイズを除去した（カットオフ周波数 10 Hz）。これは、一般的なキーボードの打鍵に伴う荷重変化が数 Hz 程度の帯域に集中する一方で、センサ固有のノイズや微小振動はより高周波側に現れるためである。

また、平滑化処理として、ローパスフィルタ適用後の時系列データに対して移動平均処理（ウィンドウ幅 0.2 秒）を施した。これにより、打鍵に伴う急峻な変化の特徴を損なわない範囲で、残留する微細なノイズや揺らぎを低減する。

b) 正規化

重心・重量データは個人差が大きいいため、特徴量抽出前に参加者ごとに正規化をした。具体的には、各特徴量について平均 0、標準偏差 1 となるよう標準化を施し、個人内の相対的な変動に注目できるようにした。この正規化は、学習デー

タから算出した統計量をテストデータに適用することで、学習データとテストデータの混在を防いでいる。

以上の前処理により、机上作業中に取得される重心・重量データから、ノイズや個人差による影響を抑えつつ、自信度の経時的変化と対応し得る時系列情報を抽出可能な形に整形している。表1に、抽出する特徴量を示す。キー入力情報はキーロガーを用いて取得する。キーロガーを用いて取得した特徴量を Keylog 特徴量、机上パネル型デバイスを用いて取得した重心・重量由来の特徴量を Weight 特徴量と定義する。

4. 実験と考察

4.1 実験概要

本実験では、机上パネル型デバイスから得られる重心・重量データを用いて、作業者のタスク中の経時的な自信度を推定できるかを検証する。作業者のタスク中の経時的な自信度の推定に必要なデータを収集するために、本実験では机上パネル型デバイスを使用しながら課題を解いてもらい、その最中にユーザに対して主観的な自信度を繰り返し回答してもらった。

実験参加者は、青山学院大学の学部生および大学院生の男女16名（男性8名、女性8名、平均年齢21.4±1.0歳、プログラミング経験年数3.68±0.46年）とした。実験前に実験内容および手順について説明を行い、同意書に署名を得た。なお、本実験は青山学院大学の倫理審査委員会の承認（承認番号：H22-032）を受けて実施した。

実験課題には、プログラミング問題および読書感想文課題を採用した。参加者は、机上パネル型デバイス上に設置されたキーボードおよびマウスを用いて課題に取り組んだ。この際、デバイスから重心・重量の時系列データを取得すると同時に、比較検証のためにキーロガーを用いてキー入力履歴（打鍵時刻、キーコード）も取得した。先行研究[10]において、キー入力情報を用いた自信度推定が行われていることを踏まえ、本研究では、重心・重量データを用いる提案手法が、キー入力情報を用いる従来手法と比較して、自信度の推定に有効であるかを検証する。

データ収集の手順として、一つの課題を3分ごとに小さな区間（以下、チャンク）に分割し、各チャンク終了直後に主観評価を取得することで、作業中の自信度の経時的変化を得た。評価には7段階のリッカート尺度（1-全くそう思わない、7-とてもそう思う）を用い、表2に示す8つの質問を行った。なお、以降本稿では上記質問項目のうち、自信度に関連する質問①および質問②を自信度の主要指標として用いた。

4.2 分析モデルと評価手法

本節では、提案手法である机上パネル型デバイスから得た特徴量（以下、Weight 特徴量）を用いて自信度を推定するモデル（以下、Weight 特徴量モデル）と、キーロガーから取得したキー入力情報による特徴量（以下、Keylog 特徴量）を用いて自信度を推定するモデル（以下、Keylog 特徴量モデル）、および両者の特徴量（以下、全特徴量）を統合して自信度を

表1 本研究で用いた特徴量の一覧

特徴量名	説明	求め方（概要）
Keylog 特徴量		
打鍵数	キーの入力総数	キーロガーによりキー入力数をカウント
打鍵速度	単位時間あたりの入力速度	打鍵数を総時間で除算
平均打鍵間隔	打鍵間の平均時間	隣接するキー入力時刻差の平均
打鍵間隔のばらつき	打鍵リズムの不安定さ	打鍵間隔の標準偏差
Weight 特徴量		
重量変化の平均値	重量変化の大きさ	重量信号の時間微分の絶対値平均
重量変化の最大値	最も急峻な重量変化	重量信号の時間微分の絶対値最大値
重量変化量の総和	操作全体における重量変化量	重量変化の絶対値を時間積分
打鍵周辺の重量変化量	打鍵時に集中する重量変化	打鍵前後 ±100 ms 窓内の重量変化量の総和
重量変化の打鍵集中度	重量変化が打鍵にどれだけ集中しているか	打鍵前後 ±100 ms 窓内の重量変化量を全体の重量変化量で正規化
手を離れた時間の割合	手が机から離れている時間割合	作業している総時間に対する、重量が20g以下となる時間の割合
手を付けたまま静止した時間の割合	接触しているが動きのない状態の時間割合	作業している総時間に対する、重量変化が20g以下の時間の割合
重量低周波パワー	姿勢・腕の微小揺れ成分の強さ	重量信号のパワースペクトルの低周波帯域（0.5-2 Hz）の総和
重量高周波パワー	鋭い打鍵成分の強さ	重量信号のパワースペクトルの高周波帯域（2-13 Hz）の総和
重量スペクトル重心	重量変化の周波数的中心	パワースペクトルの重心周波数
重心 X 低周波パワー	左右方向の緩やかな動きを表す周波数特徴	重心 X 信号のパワースペクトルの低周波帯域（0.5-2 Hz）の総和
重心 X 高周波パワー	左右方向の細かな揺れを表す周波数特徴	重心 X 信号のパワースペクトルの高周波帯域（2-13 Hz）の総和
重心 Y 低周波パワー	前後方向の緩やかな動きを表す周波数特徴	重心 Y 信号のパワースペクトルの低周波帯域（0.5-2 Hz）の総和
重心 Y 高周波パワー	前後方向の細かな揺れを表す周波数特徴	重心 Y 信号のパワースペクトルの高周波帯域（2-13 Hz）の総和
重心 X ばらつき	左右方向の移動の不安定さ	重心 X 座標の標準偏差
重心 Y ばらつき	前後方向の移動の不安定さ	重心 Y 座標の標準偏差
打鍵圧変動幅	打鍵ごとの圧の大きさ	打鍵前後 ±100 ms 窓内における重量の最大値と最小値の差の平均
打鍵圧ばらつき係数	打鍵圧の一貫性の低さ	打鍵圧変動幅の変動係数（標準偏差/平均）

推定するモデル（以下、全特徴量モデル）の推定精度を比較する。

推定モデルの構築には Ridge 回帰を用いた。これは、重心・重量特徴量や打鍵特徴量の中に相関の高い変数が含まれる可

表2 主観評価に用いた質問項目一覧

項目	質問内容
質問①	この作業を自分は達成できると自信がある
質問②	ここまでで作成した成果物の品質や正しさに自信がある
質問③	私は、この作業に集中している
質問④	失敗や難しい点に直面しても、何とかできると思う
質問⑤	この作業は楽しく、やりがいがあると感じる
質問⑥	この作業中、時間が経つのを忘れていた
質問⑦	スムーズに書けた
質問⑧	この作業は難しく感じる

表3 3つのモデル間での推定精度の比較 (Spearman の順位相関係数 ρ および 決定係数 R^2)

課題 / 質問項目	Keylog		Weight		All	
	ρ	R^2	ρ	R^2	ρ	R^2
プログラミング / 質問①	0.236	0.028	0.279	0.021	0.238	0.014
プログラミング / 質問②	0.186	0.006	0.354	0.034	0.323	0.031
読書感想文 / 質問①	0.401	0.028	0.365	0.025	0.375	0.018
読書感想文 / 質問②	0.462	0.070	0.482	0.073	0.482	0.057

能性があり、多重共線性による学習の不安定さを防ぐとともに、過学習を抑制するためである。評価指標として、各実験参加者が回答した自信度（正解値）と、各特徴量を用いて Ridge 回帰モデルにより推定した自信度（予測値）との Spearman の順位相関係数を算出した。

さらに、モデル間の精度の差を検証するため、Weight 特徴量、Keylog 特徴量、全特徴量の3条件間において Friedman 検定を実施した。有意な差が認められた場合、Holm 法による多重比較検定を実施した（有意水準 $\alpha = 0.05$ ）。なお、本実験では目的変数となる自信度については、質問①、②の回答データを利用し、それぞれに対して推定モデルを構築した。

4.3 実験結果

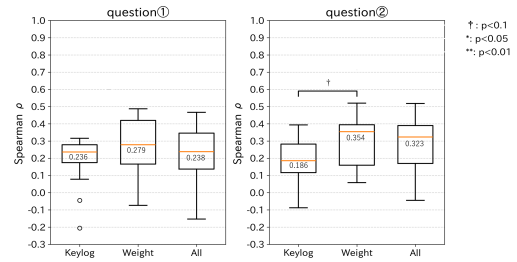
表3に、3つのモデルにおける Spearman の順位相関係数および決定係数 (R^2) の一覧を示す。また、図3にプログラミング課題および読書感想文課題における各参加者の Spearman 順位相関係数の分布を示す。表4に、Friedman 検定および Holm 法による多重比較の結果を示す。以下では、プログラミング課題、読書感想文課題のそれぞれの結果について述べる。

4.3.1 プログラミング課題の結果

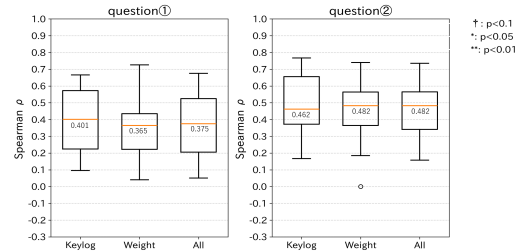
質問①については、Friedman 検定の結果、条件間に有意傾向が見られた ($p = 0.099$)。Holm 法による多重比較の結果、Weight 特徴量モデルと Keylog 特徴量モデルの間に有意な差は確認されなかった ($p = 0.26$)。一方で、質問②については、Friedman 検定の結果、条件間に有意な主効果が認められた ($p = 0.028$)。多重比較の結果、Weight 特徴量モデルは Keylog 特徴量モデルに対して、統計的に有意な水準にはわずかに届かなかったものの、有意傾向が確認された ($p = 0.055$)。なお、Weight 特徴量モデルと Keylog 特徴量モデルの2条件間における効果量は $r = 0.662$ であり、高い効果量を示した。

4.3.2 読書感想文課題の結果

質問①において、1名の実験参加者の主観評価値が全チャックを通して一定であり変動がなかったため、Spearman の順



(a) プログラミング課題



(b) 読書感想文課題

図3 各課題の質問①②を目的変数とした推定精度の比較

表4 Friedman 検定および Holm 法による多重比較の結果

課題 / 質問項目	全体 (Friedman)	Weight - Keylog		全 - Keylog	
	p 値	p 値	効果量 r	p 値	効果量 r
プログラミング / 質問①	0.099	0.26	0.441	0.40	0.250
プログラミング / 質問②	0.028	0.055	0.662	0.148	0.515
読書感想文 / 質問①	0.344	-	-	-	-
読書感想文 / 質問②	0.087	0.42	-0.368	0.20	-0.529

※ 多重比較の p 値は Holm 法による補正值。 r は Wilcoxon の順位点列相関係数 ($r_{r,b}$) を示す。Friedman 検定で有意な場合に結果を記載。

位相関係数を算出できなかった。そのため、当該参加者を除外した15名のデータを用いて評価を行った。Friedman 検定の結果、質問①では有意な差がなかったが ($p = 0.344$)、質問②において、有意傾向が確認された ($p = 0.087$)。多重比較の結果、Weight 特徴量モデルと Keylog 特徴量モデルの間に有意な差は確認されなかったが ($p = 0.42$)、プログラミング課題と同様に Keylog 特徴量に比べて Weight 特徴量の各モデルの平均値は高い値となった。

4.4 考察

質問①（作業中の自信）に比べ、質問②（成果物への自信）でより明確な差が生じた点について考察する。質問①は未来に対する予測を含み、不安や期待といった要素が混在しやすい。対して質問②は「作成した成果物の品質」に対する振り返り評価である。品質が高いものが書けると感じる場面では、迷いなく一貫したリズムや強い打鍵圧で操作している可能性が高い。重心・重量変化はこれらの質的な動作変化を捉える指標となるため、成果物の品質に対する自信度（質問②）と強く関連したと推察される。

また、読書感想文課題に比べてプログラミング課題のほうが特徴量間の相関係数の差が大きく、Weight 特徴量が自信度の推定に寄与する傾向にあった。読書感想文課題での差が顕著でなかった要因としては、読書および感想文を書くタスク

が身体的な動作量をあまり伴わず、打鍵行動も単調になりやすいため、重心・重量の変化に自信の変動が表れにくかったことが考えられる。

一方、プログラミング課題においては、質問②（成果物への自信）で有意な主効果（ $p = 0.028$ ）があり、Weight 特徴量モデルが最も高い推定精度を示した。Keylog 特徴量モデルとの比較においても強い有意傾向（ $p = 0.055$ ）が確認された。また、この2条件間の効果量に着目すると $r = 0.662$ と高い値を示している。このことから、統計的な有意差は境界線上にあるものの、実質的な推定精度の向上効果は大きいと言える。プログラミングは論理的な思考と実装を反復するプロセスであり、コード記述中の思考に伴う静止や、方針が定まった際の確信による強い打鍵といった行動の変化が顕著に現れる。実際に実験参加者の自由回答からも「方針が固まった時から自信が高まり、手を止めずに書けた」と得られており、自信と打鍵の強さやリズムには相関があると考えられる。提案手法は、このような打鍵圧の変化や重心の揺らぎなどの微細な身体反応を捉えることに適しているため、プログラミング課題において既存手法と比較して有意に優れた推定傾向を示したと考えられる。

5. まとめと今後の展望

本研究では、四隅にロードセルを配置した机上パネル型デバイスを用いて、作業中の重心・重量変化からユーザの自信度を推定する手法を提案した。16名の実験参加者による評価実験の結果、プログラミング課題のような思考と実装の反復を伴う作業において、本研究の提案手法は、従来のキー入力情報のみを用いる手法と比較して、有意傾向があることを確認した（ $p < 0.1$ ）。特に、成果物に対する自信（質問②）の推定において、有意に優れた推定傾向を示した。これは、提案手法が抽出する特徴量が、ユーザの迷いや確信といった行動の変化を捉えるのに有効であるためと考えられる。

今後の展望として、推定モデルのさらなる精度向上および統計的有意差の確立を目指す。本研究では多数の特徴量を用いたが、これらの中には物理的意味が重複する変数などの冗長な情報が含まれており、モデルの学習を阻害した可能性がある。そこで、主成分分析を用いた次元削減や、寄与率の高い変数を特定する特徴量選択手法を導入し、真に有効な特徴量を抽出することで、モデルの汎化性能を高める検討を行う。将来的に、これらの改善をすることで、作業者がどの過程で迷い、どの段階で自信を持って判断しているかを可視化する手段として、教育現場や知的労働の分析への応用が期待できる。

謝 辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 JP24H00745 の助成を受けた。

文 献

[1] G. A.-M. Taufiq-Hail, A. Sarea and I. T. Hawaldar: "The impact of self-efficacy on feelings and task performance of academic and teaching staff in bahrain during covid-19: Analysis by sem and ann",

Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity, 7, 4, p. 224 (2021).

[2] T. H. B. Tan, S. Lim and C. H. N. Vun: "Role of technology self-efficacy and digital alliance in digital mental health tool acceptance among university students", International Journal of Crowd Science (2024).

[3] T. Sitzmann and G. Yeo: "A meta-analytic investigation of the within-person self-efficacy domain: Is self-efficacy a product of past performance or a driver of future performance?", Personnel Psychology, 66, 3, pp. 531–568 (2013).

[4] D. L. Paulhus: "Two-component models of socially desirable responding", Journal of Personality and Social Psychology, 46, 3, pp. 598–609 (1984).

[5] P. M. Podsakoff, S. B. MacKenzie, J.-Y. Lee and N. P. Podsakoff: "Common method biases in behavioral research: A critical review of the literature and recommended remedies", Journal of Applied Psychology, 88, 5, pp. 879–903 (2003).

[6] S. Chanda, K. Fitwe, G. Deshpande, B. W. Schuller and S. Patel: "A deep audiovisual approach for human confidence classification", Frontiers in Computer Science, 3, p. 674533 (2021).

[7] Y. Tao, E. Coltey, T. Wang, M. Alonso, M.-L. Shyu, S.-C. Chen, H. Alhaffar, A. Elias, B. Bogosian and S. Vassigh: "Confidence estimation using machine learning in immersive learning environments", 2020 IEEE conference on multimedia information processing and retrieval (MIPR)IEEE, pp. 247–252 (2020).

[8] 丹羽, 佐藤, 上堀, 長谷川, 大島, 伊藤: "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", ヒューマンインタフェース学会研究会研究報告集, 27, 4, pp. 57–62 (2025).

[9] A. Bandura: "Self-Efficacy: The Exercise of Control", W. H. Freeman, New York (1997).

[10] C. Epp, M. Lippold and R. L. Mandryk: "Identifying emotional states using keystroke dynamics", Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing SystemsACM, pp. 715–724 (2011).

[11] L. M. Vizer and A. Sears: "Automated stress detection using keystroke and linguistic features", International Journal of Human-Computer Studies, 67, 10, pp. 870–886 (2009).

[12] J. Fadul, et al.: "Robust remote detection of depressive tendency based on keystroke dynamics", Scientific Reports, 14, 1, pp. 1–12 (2024).

[13] A. Acien, A. Morales and J. Fierrez: "Feasibility study of keystroke dynamics as a real-world mental fatigue detection technique", Sensors, 22, 3, pp. 1–16 (2022).

[14] A. F. Baig and S. Eskeland: "A generic privacy-preserving protocol for keystroke dynamics-based continuous authentication", arXiv preprint arXiv:2209.06557 (2022).

[15] J. Hernandez, Y. Li, J. M. Rehg and R. W. Picard: "Under pressure: Sensing stress of computer users", Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI 2014), ACM, pp. 51–60 (2014).

[16] T. Maruichi, O. Augereau, M. Iwata, K. Kise: "Keystrokes tell you how confident you are: An application to vocabulary acquisition", UbiComp '18, pp. 1–6 (2018).

[17] K. Yamada, K. Kise and O. Augereau: "Estimation of confidence based on eye gaze: an application to multiple-choice questions", 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).

[18] K. Nishimura, K. Ito, K. Fujiwara, K. Fujita and Y. Itoh: "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, 8, 1, p. 10 (2023).

[19] K. Murao, J. Imai, T. Terada and M. Tsukamoto: "Activity recognition and user identification based on tabletop activities with load cells", Journal of Information Processing, 25, pp. 59–66 (2017).

[20] Y. Shichkina, O. Bureneva, E. Salaurov and E. Syrsova: "Assessment of a person's emotional state based on his or her posture parameters", Sensors, 23, 12, p. 5591 (2023).