

日常的なマウス操作による個人識別と 操作の経時変化による影響の調査

須田 恭平¹ 石田 繁巳² 稲村 浩² 中村 嘉隆³

概要：近年、家電の多機能化が進められており、ユーザの嗜好にあわせてコーヒーの濃さの変更やパンの焼き加減の調整などを行える。このような家電はコストや置き場所の問題から1つを共用する形で利用されることが多い。そのため、使用する度に前回使用した人の設定から自分の設定に変更する必要がある。筆者らは、日常的な動作をセンシングすることで人物を識別し、適切な設定を自動的に行う仕組みの実現を目指している。本稿では、家電操作の一例としてスリープ復帰時のマウス操作による個人識別手法を提案する。本手法ではマウス操作によるカーソルの移動軌跡データを取得し、操作時間やカーソル移動速度などの計8個の特徴量を抽出して教師あり学習により個人を識別する。24人の被験者データを用いて個人識別の正解率を評価した結果、平均正解率は93.5%であった。7人の被験者から10日間に分けて収集したデータを用いて正解率を評価したところ、操作の経時変化が正解率に影響を与えることを確認し、高い正解率を維持するためには評価データの直近2~5日分のデータを用いて再学習し続ける必要性が示唆された。

1. はじめに

近年、さまざまな家電の多機能化が進められている。例えば、コーヒーマシンではコーヒーの濃さやメニューを変更でき、トースターでは調理時間によって焼き加減の調整ができる。このような家電を複数人で共用する場合、使うたびに前回使用したユーザの設定（もしくは初期設定）から自分の設定に変更する必要がある。

ユーザに合わせた自動設定は、個人識別によりユーザを特定し、各ユーザの設定を読み込むことで実現可能である。個人識別を必要とする既存機器はプライバシーに関わる情報などを扱うものであり、認証機能により高精度での個人識別が実現されている。認証には、ユーザの身体的特徴を用いる生体認証やパスワードを用いる知識認証、ICカード等を用いる所持認証などが存在する。

認証では、パスワードを覚える、ICカードを持ち歩く、指紋センサのような専用の端末に指を置く、など、ユーザの能動的な行動が必要であり、ユーザに多少の負担をかけることで極めて小さい他人受入率を実現している。ユーザの身体動作の癖を用いるジェスチャ認証の研究も行われているが、既存研究では識別精度と利便性はトレードオフの関係となっており、精度を優先すると利便性が損なわれる。筆者らの調査した範囲では、ユーザの利便性に着目し、日

常の家電操作のみを用いてユーザを識別する試みは行われていない。

本研究では家電操作という日常的な動作をセンシングすることでユーザを特定し、ユーザに適した家電設定を自動的に行う仕組みの実現を目指す。認証とは異なり操作性を最優先とするため、日常的に行われる動作で得られるデータのみを用いてユーザ識別を実現する。

家電の操作方法には様々な方法が存在するが、いくつかの家電を調査したところ、デバイスを動かす操作、ボタンを押す操作、スイッチをひねる操作が大半を占めていた。上記の操作においてユーザ識別が可能であれば、ほとんどの家電においてユーザ識別ができるといえる。本稿では、これらの操作のうちのデバイスを動かす操作として、PCのスリープ復帰時におけるマウス操作を用いた個人識別を行った結果を報告する。

筆者らは、すでに初期的評価としてPCをスリープから復帰させる際のマウス操作から個人識別を行う手法を提案し、平均正解率96.5%でユーザを識別可能であることを確認した[1]。しかしながら、初期的評価で使用したデータは1日分のデータであったことに加え、経時変化が識別精度に与える影響についての評価が不足していた。

マウス操作は自由度の高い操作であり、慣れによる経時変化が起こることが予想される。本稿では10日間に渡って取得したデータを用いて、操作の経時変化の有無と識別精度への影響を調査した。その結果、操作の経時変化が正

¹ 公立はこだて未来大学大学院 システム情報科学研究科

² 公立はこだて未来大学 システム情報科学部

³ 京都橘大学 工学部

解率に影響を与えることを確認し、高い正解率を維持するためには直近 2~5 日分のデータを用いて再学習し続ける必要性が示唆された。

本稿の構成は以下の通りである。2. では個人識別に関する関連研究について述べ、3. では PC のスリープ復帰時におけるマウス操作による個人識別手法を示す。4. では実験に用いるデータ収集ツールの実装を示し、提案手法の評価を 5. に示す。最後に 6. でまとめとする。

2. 関連研究

2.1 ジェスチャ認証に関する研究

ユーザの動作から個人識別を行う研究として、ジェスチャ動作を用いた認証の研究が行われている。Zhao らは、depth カメラによるハンドジェスチャ認証手法を提案している [2]。リストバンドを装着した状態でスマートフォンを持ち上げる動作から個人認証する手法 [3]、携帯端末を用いて空中に名前を書くことで認証する手法 [4] など報告されているが、いずれの手法も、学習のために同じ動作を 20 回以上繰り返す、30~40 分かけて識別に必要なデータを収集するなどが必要である上、専用の追加デバイスが必要とする場合がある。認証に必要な動作も指定された特別なものであり、動作の変更は識別性能の著しい低下をもたらすことから許容されていない。

これに対し、本研究では家電設定操作の自動化を目指しており、ユーザの利便性を最優先として識別精度をある程度犠牲にすることで日常的な動作での識別を実現する。誤識別の影響は家電が誤って設定される程度であり、大きなリスクを伴わない。ユーザの利便性に着目し、日常の家電操作のみを用いてユーザを識別する試みは、筆者らの調査した範囲では初めての試みである。

2.2 マウス操作による個人識別に関する研究

マウス操作による個人識別の研究として、マウスカーソルの位置、マウスボタンの状態（クリックされているか）を時系列データとしてタイムスタンプ付きで取得し、マウスの動きを分析することで PC のログインを行う研究が行われている [5-7]。Shin らは、文字パスワードの代わりにジェスチャ認証を用いる手法を提案している [5]。Bours らは、画面上に迷路を表示し、ユーザがマウスカーソルを迷路の通りに動かすことで認証を行う手法を報告している [6]。Qin らは、画面上に点を表示し、その点を特定の順番になぞる動作を行うことで認証を行う手法を報告している [7]。これらの手法ではパスワードを入力するよりは負担が軽減されるが、ユーザに特定のタスクを行わせる必要があり、ジェスチャ動作の登録がユーザにとって手間であるという問題が残る。

任意の操作によって個人を識別する手法として、マウ

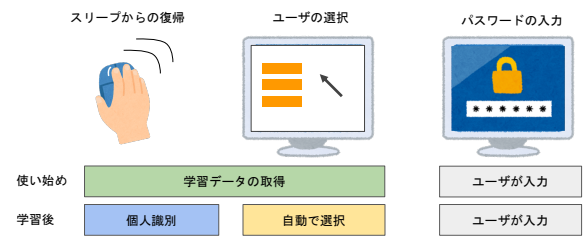


図 1 マウス操作データを用いた個人識別の概要図

スの動きを分析することで本人以外の操作を検知するという侵入者検知の研究が報告されている [8-12]。Antal らは、マウス操作の動きを限定せず、自由に使用中で侵入検知を行う手法を報告している [8]。この手法では、PC を特段の指定なく 1 時間操作したときのマウス速度値を取得し、1 次元畳み込みニューラルネットワーク (1D-CNN) を用いて侵入者検知を実現している。Rahman らは、学習に要するデータを削減するアプローチとして、特徴量の平均や標準偏差を計算し、本人と操作者との数値がどの程度離れているかにもとづいて識別する手法を示している [9]。Shen らは、マウスを用いた行動パターンをより詳細に分析することで高い識別精度を実現している [10]。これらの手法では指定された動作を行う必要はないが、長時間のデータ収集が必要であり、個人識別の実現までにユーザに大きな負担を強いる。

任意のマウス操作による個人識別手法では識別に用いる動作が指定されていないため、自由度の高いマウスの動かし方から個人の癖を抽出する必要がある。例えば、ブラウザを用いたネットサーフィンでのマウス操作とポスター作成などのデザインでのマウス操作では、同じユーザでもマウスの動かし方が大きく異なると予想される。このため、識別可能なデータを集めるために長い時間が必要となる。これに対し、本研究では「マウスを使って PC をスリープから復帰させる」という特定の動作のみに着目し、高い識別性能を求めないことで少ないデータ量の収集で個人を識別する。

3. PC のスリープ復帰時におけるマウス操作を用いた個人識別システム

図 1 にスリープ復帰時におけるマウス操作データを用いた個人識別の概要を示す。ユーザは以下の操作を行って PC をスリープから復帰させる。

- (1) マウスを動かす
- (2) ユーザを選択する
- (3) パスワードを入力する

このうち、(1) および (2) に提案システムを適用することで自動的に識別器の学習やユーザ選択を行う。

提案システムの適用直後は、識別器の学習を行うために (1) および (2) でマウス操作時のマウス軌跡および正解

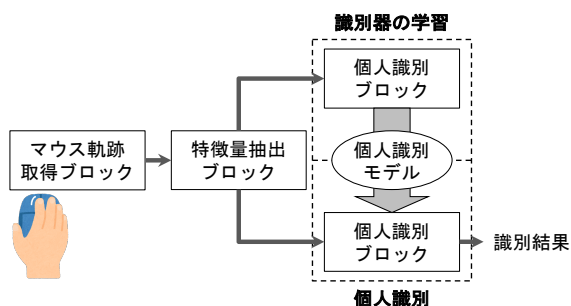


図 2 システム概要図

ラベルとなるユーザ選択結果を収集し、識別に十分な量のデータが集まった時点で教師あり学習を用いて識別器を生成する。識別器の生成後は、ユーザがマウスを動かすことで操作データが識別器に入力され、出力された識別結果をもとにユーザが自動的に選択される。本研究は認証ではなくユーザの識別を目指すものであるため、パスワード入力のような認証機構はそのまま用いる。

本システムは図 2 に示す通り、3つのブロックから構成されている。マウス軌跡取得ブロックでユーザがマウス操作を行った際のマウス軌跡を収集し、特徴量抽出ブロックで収集したデータから特徴量を計算する。識別に必要な量のデータが集まるまでは個人識別ブロックにおいて個人識別器の学習を行い、識別に十分な量のデータが集まった後は学習済みの識別器を用いて個人識別を行い、その結果を出力する。

以降では各ブロックについて詳細に述べる。

3.1 マウス軌跡取得ブロック

マウス軌跡取得ブロックでは、ユーザが PC をスリープから復帰させる際のマウス操作軌跡データの収集を行う。マウス操作軌跡データは、PC 画面上のマウスカーソルの x, y 座標の移動履歴を操作開始からの経過時刻とともに記録したものである。マウス軌跡取得ブロックでは OS からマウスカーソル座標の変化を通知されたタイミングでマウスカーソル座標を取得する。

3.2 特徴量抽出ブロック

特徴量抽出ブロックでは、3.1 で収集したマウス操作軌跡データから表 1 に示す 8 個の特徴量を抽出する。これらの特徴量は筆者らの先行研究 [1] の結果に基づいて決定した。

3.3 個人識別ブロック

個人識別ブロックでは、3.2 により抽出した特徴量を用いて多クラス分類問題としてユーザを識別する。本提案手法では、使用する機械学習アルゴリズムは指定しない。機械学習には、他クラス分類問題に対応したニューラル

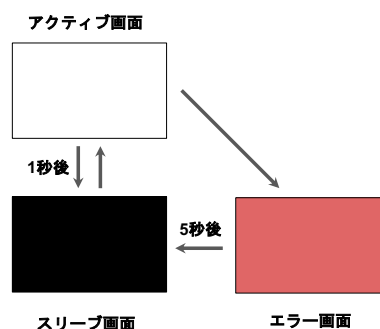


図 3 実験フェーズにおける画面遷移

ネットワークや Random Forest, Support Vector Machine (SVM) などの利用を想定している。使用する機械学習アルゴリズムに関しては今後も検討していく必要があるが、扱う特徴量の次元が小さいため、本稿では初期的検討として Linear カーネルを用いた SVM を採用する。なお、使用する機械学習アルゴリズムによっては特徴量抽出ブロックで抽出した特徴量を標準化してから用いる。

4. 実装

PC をスリープから復帰させるときのマウス操作によるマウス操作軌跡データを収集するため、スリープからの復帰を模擬しながらマウス操作軌跡データを収集するツールを実装した。被験者に可能な限り普段と同じ動作を行わせるため、スリープ復帰時における画面表示を模擬的に再現した。本ツールは Web ブラウザ上で動作する Javascript プログラムとして Web ブラウザを全画面表示して実験を行う想定で実装した。

図 3 に本ツールの画面遷移を示す。操作開始前はスリープ状態を模擬する黒い画面を表示し、マウスを操作することでスリープから復帰したことを示す白い画面を表示する。実験者の意図しないタイミングでマウスを動かした場合はエラー画面を表示し、データの収集を 5 秒間停止する。本ツールでは 1 人の被験者に対して連続でマウス操作軌跡データを収集する。1 回の試行が終了すると自動的にスリープ状態を示す黒い画面に切り替わり、次の試行を開始する。

本ツールは以下に示す 3 つのフェーズでマウス操作軌跡データを収集する。各フェーズの遷移はキーボードの特定のキーを押すことで行う。

4.1 ユーザ選択フェーズ

本フェーズでは、各被験者のデータに対して正しい正解ラベルを付与するために、被験者となるユーザをリストから選択する。リストにいないユーザは新規作成し、ユーザ ID を付与する。

表 1 提案する特徴量と計算方法

特徴量	計算方法
マウス操作に要した時間	各試行の最終時刻から最初の時刻の差
カーソル速度の平均・中央値・標準偏差	カーソルが移動する度に速度を計算し、その 1 試行あたりの平均・中央値・標準偏差
軌跡サイズの x 軸の大きさ	各試行のうち、 x 軸の最大値と最小値の差
軌跡サイズの y 軸の大きさ	各試行のうち、 y 軸の最大値と最小値の差
操作の開始から終了までの総移動距離	カーソルが移動するたびに移動距離を計算し、その 1 試行あたりの合計
データ取得数	OS からのマウス位置変化の通知回数と同値

4.2 実験フェーズ

本フェーズでは、スリープ復帰時の画面遷移を模擬的に再現してマウス操作軌跡データを収集する。ユーザのマウス操作によってマウス移動イベントが通知されると、実験開始からの経過時間、マウスカーソルの x, y 座標、試行番号、ユーザ ID を記録する。図 3 に示す通り、スリープ画面で被験者が操作を開始すると 1 秒後にアクティブ画面に切り替わり、操作終了 1 秒後にスリープ画面に切り替わる。

本実装では約 0.02 秒間隔でマウスカーソル座標データを取得できたことから、0.4 秒間以上マウス移動イベントの通知が無かった場合にはユーザがマウス操作を終了したと判断し、操作の開始から終了までを 1 試行として記録する。1 試行終了後かつアクティブ画面でマウスを操作した場合はエラー画面に遷移し、マウス操作軌跡データを破棄する。エラー画面に遷移した場合はマウスから手を離す指示を表示し、5 秒後にスリープ画面に遷移することで、自動的に実験を再開する。

なお、マウス操作軌跡データを正確に取得するため、実験に用いた PC に対して OS によるマウスの加速設定をオフにし、データ収集中にマウスカーソルが見えないように設定した。

4.3 データ出力フェーズ

本フェーズでは、実験フェーズで記録したマウス操作軌跡データを CSV 形式で保存する。収集状況の確認のため、収集した試行回数の合計を表示する。

5. 評価

4. で示したデータ収集ツールを用いて収集したマウス操作軌跡データを用いて、個人識別性能、学習データ数に対する識別性能、操作の経時変化による影響を評価した。経時変化の影響評価では、識別器の再学習に関する評価も行った。

5.1 評価環境

図 4 にマウス操作データ収集実験の環境を示す。データ収集ツールを実行する PC は ASUS 社 VivoBook 15 X512DA-BQ1136TS で、Logicool 社 MX Anywhere 3 マウスを接続して、公立はこだて未来大学内の実験研究室内で

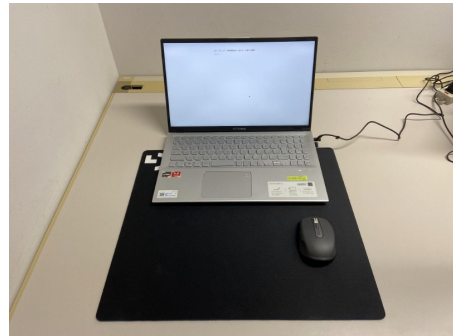


図 4 マウス操作データ収集実験の環境

実験を行った。なお、本稿で示すマウス操作軌跡データ収集実験は、公立はこだて未来大学倫理委員会の実施許可（許可書番号：2021004）を得て実施した。

本稿では、被験者 24 人に対してスリープ復帰時のマウス操作軌跡データの収集実験を行い、各被験者から 100 試行分のデータを収集した。このうち、被験者 7 人に対しては同様のデータ収集実験を 10 日間行い、1 被験者あたり合計 1,000 試行分のデータを収集した。提案システムを実際に利用する場面では、システムの利用頻度がユーザによってばらつくことが想定される。そのため、本実験においてもすべてのユーザに対し連続した日程でデータ取得を行うのではなく、ばらついた間隔でデータ収集を行った。実験間隔は表 2 に示す通りである。

表 2 前回実施日からの経過日数

	実施日（日目）								
	2	3	4	5	6	7	8	9	10
被験者 A	90	4	8	84	6	3	5	2	1
被験者 B	85	4	8	65	1	18	1	5	3
被験者 C	178	1	6	1	1	1	7	1	17
被験者 D	1	1	4	52	1	3	2	12	1
被験者 E	81	2	1	4	1	1	1	1	3
被験者 F	1	3	3	1	1	1	1	3	1
被験者 G	1	1	1	1	3	1	1	1	11

提案システムは家族のような少人数での使用を想定しており、少人数のユーザを識別できればよい。本稿では使用人数を 4 人と固定し、全被験者からランダムに 4 人を抽出して評価を行った。評価は、生成した識別器の正解率により評価した。図 5 に評価の概略を示す。被験者の全組み合わせでの評価は膨大な時間を要することから、本稿では最

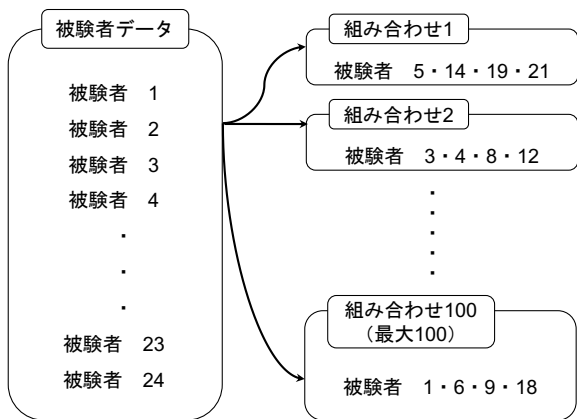


図 5 多数の被験者のうち 4 人の抽出方法

大組み合わせ数を 100 とし、最大 100 通りの組み合わせそれぞれで正解率を計算し、平均正解率を算出して評価した。

提案システムは家電の設定におけるユーザの利便性を高める目的で用いられることから、認証のような識別精度を必要としないが、連続した誤識別はユーザの手間の増加を招き、利便性が低下する。そこで、連続して識別失敗する確率に基づいてユーザ識別の正解率 (Accuracy) の目標値を定めた。識別器の正解率を Accuracy とすると、 n 回以下の試行で識別に成功する確率 p は、

$$p = \text{Accuracy}^n \quad (1)$$

となることから、Accuracy の目標値は

$$\text{Accuracy} = \sqrt[n]{p} \quad (2)$$

となる。本稿では、誤識別によるやり直しが 2 回まで、すなわち合計 3 回までの試行であればユーザの利便性は大きく損なわれないと考え、Accuracy の目標値を定めた。識別成功確率を 0.99 以上とすると、 $\text{Accuracy} > 0.784$ となることから、本研究における正解率の目標値は 0.80 以上、すなわち正解率 80% 以上と設定した。

5.2 マウス操作による個人識別性能

提案手法の基本性能を評価するため、被験者 24 人からランダムに 4 人を選び、各被験者の 100 試行分のマウス操作軌跡データを用いて 10 分割交差検証を行った。選択した 4 人に対する 10 分割交差検証はマウス操作軌跡データをランダムに並べ替えて 10 回繰り返して行い、ユーザ推定結果の混同行列を得た上で平均の正解率を算出した。5.1 で述べたように、被験者 4 人の選択は 100 通りで行った。

図 6 にユーザ識別結果の混同行列を示す。平均正解率は 93.5% であり、目標正解率 80% を大きく上回っている。本評価では 4 人の被験者をランダムに取り出していることから、図 6 のラベルの 4 人のユーザは特定のユーザを表すものではない。図 6 はユーザ間でどの程度の誤りが生じたかの平均値を示している。筆者らは文献 [1] において被験

0	95.36	1.49	1.54	1.61
1	2.16	93.91	2.06	1.87
2	1.91	2.64	93.16	2.28
3	2.76	3.30	2.56	91.38
	0	1	2	3

図 6 ユーザ識別結果の混同行列 (被験者数が 24 人の場合)

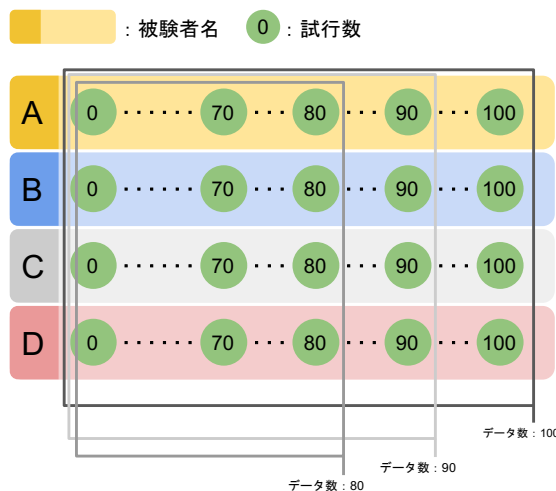


図 7 学習データ数に対する識別性能評価におけるデータ数の変化のさせ方

者数が 12 人の場合に平均正解率 96.5% でユーザを識別できることを報告した。被験者数が 12 人から 24 人に増加したことで正解率が 3% 程度低下したものの、90% を超える高い正解率を達成できることを確認した。マウス操作は自由度が高いことから被験者ごとの動かし方の差が大きく、被験者数を増やしても識別性能に大きな影響がなかったと考えられる。

5.3 学習データ数に対する識別性能

ユーザの負担軽減に向けては識別器の学習に必要なデータ量を削減することが重要であることから、学習データ数に対する識別性能を評価した。図 7 に示す通り、10 分割交差検証に使用するマウス操作軌跡データを 100 試行、90 試行、80 試行、...、10 試行のように後ろの 10 試行ずつ減少させながら平均正解率を評価した。

図 8 に、10 分割交差検証で使用するデータ数 (試行回数) に対する平均正解率を示す。図より、データ数の増加に伴って正解率が向上していることが分かるが、向上はわずかであり、データ数が 50 試行以上では正解率がほぼ飽和している。ユーザの利便性を考慮すると少ない学習デー

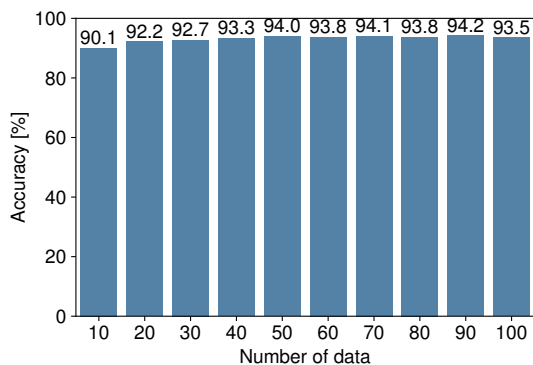


図 8 10 分割交差検証で使用するデータ数（試行回数）に対する平均正解率

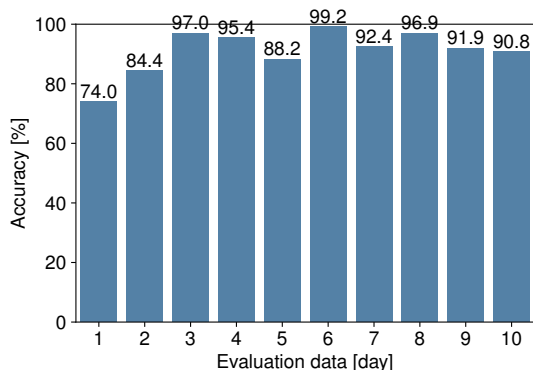


図 9 Leave-One-Day-Out 交差検証法による結果

データ数で提案システムを利用できる方が望ましい。このため、以降の評価では学習に用いるデータ数を 10 試行/日とした。

5.4 操作の経時変化による影響評価

提案システムを長い期間使用するとユーザのマウス操作が変化して個人識別性能が低下する可能性がある。そのため、7人の被験者に対して 100 試行のデータ収集を 10 日間に渡って行い、異なる日に収集したマウス操作軌跡データを用いてマウス操作の経時変化が識別性能に与える影響を評価した。

まず、Leave-One-Day-Out 交差検証により、経時変化の影響の有無を検証した。すなわち、全 10 日分のデータのうち 9 日分のデータを学習用、残りの 1 日分のデータを評価用のデータとして交差検証を行った。各被験者の 1 日分のデータには 100 試行分のマウス操作軌跡データが含まれる。各実験実施日において、先頭に近いデータの方が実際にマウスを使用する場合の動きに近いと考え、学習用データ、評価用データともに各日のデータから先頭 10 試行分を取り出した。

図 9 に、Leave-One-Day-Out 交差検証を行った際の平均正解率を示す。図の横軸は評価データを取り出した実験実施日を表している。図 9 より、評価データを取り出し

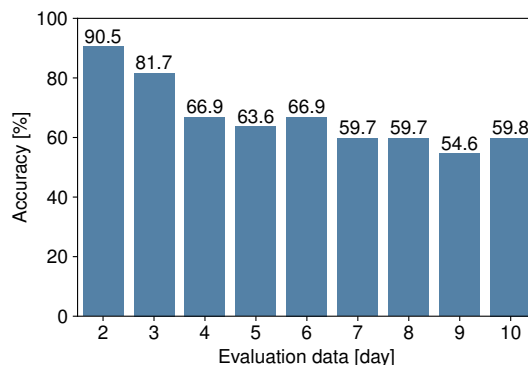


図 10 1 日目のデータによる学習を行った場合の正解率

た実験実施日によって正解率にばらつきがあることが分かる。これは、被験者のマウス操作が実験実施日によってばらついていたことに起因すると考えられる。

次に、識別器の学習に使用したデータの取得からの経過時間が識別性能に与える影響を評価した。各被験者のデータ収集実験の初日のマウス操作軌跡データを用いて識別器を学習し、2 日目以降のそれぞれの日のマウス操作軌跡データを用いて個人識別を行って平均正解率を算出した。

図 10 に、1 日目のデータによる学習を行った場合の正解率の評価結果を示す。図の横軸は評価データを取り出した実験実施日を表している。図 10 より、学習に使用したデータの取得から経過した日数が長いほど正解率が悪化していることがわかる。実験実施日 4 日目以降は目標正解率 80% を下回る結果となっており、学習データの取得から長い時間が経過すると識別が困難となることが読み取れる。

5.5 識別器の再学習による性能評価

5.4 の評価結果から、マウス操作の経時変化が個人識別性能に影響を与えることを確認した。経時変化が識別に悪影響を与える場合、高い正解率を維持し続けるためには学習データを更新し続ける必要があると考える。そこで、学習データに用いる日数を固定し、再学習を繰り返した場合の平均正解率を評価した。

図 11 は学習データ日数を 2 日に固定した場合の評価の仕方を示している。図 11 中の①では、1 日目から 2 日目のデータを用いて識別器を生成し、3 日目のデータを用いて評価を行う。②では各データを 1 日ずらして評価を行う。このような評価を評価データが 10 日目になるまで行い、その平均正解率を評価結果とした。

表 3 に、学習日数を固定して再学習を行った場合の平均正解率を示す。表 3 を見ると、 n 日目の評価において、その直近 5 日分のデータを用いて学習した場合に平均正解率が最も高いという結果が得られた。学習データに何日分のデータを用いるかによる大きな差は見られなかったが、学習には直近 2 ~ 5 日分のデータがあれば高い正解率で識別できるといえる。

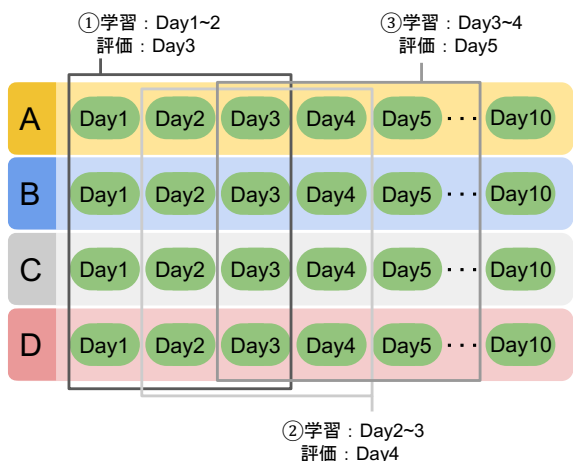


図 11 学習データ日数を 2 日に固定した場合の例

表 3 学習日数を固定し、再学習を行った場合の平均正解率

学習データ	評価データ	平均 正解率 (%)
($n-1$) 日目	n 日目 ($2 \leq n \leq 10$)	91.3
($n-1$) ~ ($n-2$) 日目	n 日目 ($3 \leq n \leq 10$)	93.6
($n-1$) ~ ($n-3$) 日目	n 日目 ($4 \leq n \leq 10$)	93.8
($n-1$) ~ ($n-4$) 日目	n 日目 ($5 \leq n \leq 10$)	93.5
($n-1$) ~ ($n-5$) 日目	n 日目 ($6 \leq n \leq 10$)	93.9
($n-1$) ~ ($n-6$) 日目	n 日目 ($7 \leq n \leq 10$)	91.3
($n-1$) ~ ($n-7$) 日目	n 日目 ($8 \leq n \leq 10$)	91.9
($n-1$) ~ ($n-8$) 日目	n 日目 ($9 \leq n \leq 10$)	89.7

6. おわりに

本研究では、家族のような少人数で共用する家電において、日常的な動作をセンシングすることでユーザを識別し、適切な設定を自動的に行う仕組みの実現を目指す。本稿では、その実現に向けた第一歩として、さまざまな家電操作のうち「デバイスを動かす操作」である、PCのスリープ復帰時に行うマウス操作から個人識別を行う手法を提案した。マウス操作による個人識別性能評価の結果、被験者 24 人の 1 日分のデータを用いて 4 人を抽出する識別方法では、正解率 93.5% で識別できることを確認した。加えて、7 人に対して 10 日間にわたり収集したデータを用いて、操作の経時変化の有無と識別精度への影響を調査した結果、操作の経時変化が正解率に影響を与えることを確認した。操作の経時変化が正解率に影響を与えることから、識別器の再学習による性能評価を行ったところ、識別器の正解率を向上させるためには評価データの直近 2 ~ 5 日分のデータを用いて再学習し続けることが必要であることを確認した。

本稿ではデバイスを動かす操作のうち、マウス操作における個人識別手法の実現可能性を示した。今後は、デバイスを動かす操作以外の家電操作方法についても個人識別の実現可能性を示す。具体的には、家電操作方法の大半を占める「ボタン押下操作」による個人識別に向けて研究を行

う予定である。

謝辞 本稿で示した研究の一部は、JSPS 科研費 (JP20KK0258, JP21K11847) および東北大学電気通信研究所共同プロジェクト研究の助成で行われた。

参考文献

- [1] 須田恭平, 石田繁巳, 稲村 浩, 中村嘉隆: 日常的な家電操作による人物識別のためのマウス操作による検討, 研究報告モバイルコンピューティングと新社会システム (MBL), Vol. 2021-MBL-101, No. 21, pp. 1-6 (2021).
- [2] Zhao, J. and Tanaka, J.: Hand Gesture Authentication Using Depth Camera, *Advances in Information and Communication Networks* (Arai, K., Kapoor, S. and Bhatia, R., eds.), Vol. 887, Springer, pp. 641-654 (2019).
- [3] Mare, S., Rawassizadeh, R., Peterson, R. and Kotz, D.: Continuous Smartphone Authentication Using Wristbands, *Workshop on Usable Security*, Internet Society (2019).
- [4] 石原 進, 太田雅敏, 行方エリキ, 水野忠則: 端末自体の動きを用いた携帯端末向け個人認証, 情報処理学会論文誌, Vol. 46, No. 12, pp. 2997-3007 (2005).
- [5] Shin, S.-M. and Kim, M.: PC User Authentication Using Hand Gesture Recognition and Challenge-Response, *J. Advanced Information Technology AND Convergence*, Vol. 8, No. 2, pp. 79-87 (2018).
- [6] Bours, P. and Fullu, C. J.: A Login System Using Mouse Dynamics, *Int. Conf. Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, pp. 1072-1077 (2009).
- [7] Qin, D., Fu, S., Amariuca, G., Qiao, D. and Guan, Y.: MAUSPAD: Mouse-Based Authentication Using Segmentation-Based, Progress-Adjusted DTW, *IEEE Int. Conf. Trust, Security and Privacy in Computing and Communications (TrustCom)*, pp. 425-433 (2020).
- [8] Antal, M. and Fejér, N.: Mouse Dynamics Based User Recognition Using Deep Learning, *Acta Universitatis Sapientiae, Informatica*, Vol. 12, No. 1, pp. 39-50 (2020).
- [9] Rahman, K. A., Moormann, R., Dierich, D. and Hosain, M. S.: Continuous User Verification via Mouse Activities, *Multimedia Communications, Services and Security* (Dziech, A., Leszczuk, M. and Baran, R., eds.), Communications in Computer and Information Science, Springer, pp. 170-181 (2015).
- [10] Shen, C., Chen, Y., Guan, X. and Maxion, R. A.: Pattern-Growth Based Mining Mouse-Interaction Behavior for an Active User Authentication System, *IEEE Trans. Dependable and Secure Computing*, Vol. 17, No. 2, pp. 335-349 (2020).
- [11] Barra, S., Marras, M. and Fenu, G.: Continuous Authentication on Smartphone by Means of Periocular and Virtual Keystroke, *Network and System Security* (Au, M. H., Yiu, S. M., Li, J., Luo, X., Wang, C., Castiglione, A. and Kluczniak, K., eds.), Lecture Notes in Computer Science, Springer, pp. 212-220 (2018).
- [12] Yao, Q., Zhao, J., Yang, Z., Fei, R., Yan, L. and Wang, Y.: Identity Authentication Based on User Mouse Behavior, *Int. Conf. Virtual Reality and Intelligent Systems (ICVRIS)*, pp. 571-577 (2020).