

# 卒業論文

## 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

公立はこだて未来大学  
システム情報科学部 情報アーキテクチャ学科  
情報システムコース 1018097

須田 恭平

指導教員 (主) 稲村 浩 (副) 石田 繁巳

提出日 2022 年 1 月 25 日

## BA Thesis

## Examination by Mouse Operation for Person Identification by Routine Home Appliance Operation

by

Kyohei SUDA

Information Systems Course, Department of Media Architecture  
School of Systems Information Science, Future University Hakodate

Supervisor: Hiroshi INAMURA Coadvisor: Shigemi ISHIDA

Submitted on January 25th, 2022

## **Abstract—**

Some home appliances have a variety of settings that can be changed. When we share such home appliances, we need to configure a home appliance every time because other people might have changed the configuration. In this research, we present a user identification system based on home appliance control operations, realizing an automatic home appliance configurator. As a specific example of home appliance operations, we choose mouse operations when we resume a computer in a sleep state and show the feasibility of the proposed user identification system in this paper. We asked 12 subjects to repeat mouse operations for 100 times to resume a computer from a sleep state to collect mouse operation data. Using a supervised learning model trained with proposed features extracted from the data of randomly selected 4 subjects, we demonstrate that the proposed user identification system successfully estimated the user with a mean accuracy of 96.5%. We also demonstrate that the proposed system estimated the user with a mean accuracy of 92.2% even when the number of repetitions of mouse operations was reduced to 10 times.

**Keywords:** home appliance control operation, user identification, mouse operation, supervised learning

## **概要：**

家電の中には様々な設定調整を行うものが存在する。このような家電を複数人で使用する場合は、自分以外の人が使用した時に設定が変更されるため、使うたびに再設定を行う必要がある。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人物を識別し、各ユーザの設定を読み込み、設定を自動的に行う仕組みの実現を目指す。本論文では、様々な家電操作のうち、PCのスリープ時にマウスを動かして復帰させる操作に着目し、スリープ復帰操作による個人識別手法の実現性を示す。被験者 12 人に対し、マウスを用いたスリープ復帰操作を 100 回行わせてデータを収集した。12 人から 4 人の被験者を抽出し、提案する特徴量を用いて教師あり学習により学習した識別器の評価を行った結果、平均正解率は 96.5% であった。使用データ数を 10 回分まで減らした場合でも、正解率 92.2% で識別可能であった。

**キーワード：** 家電操作, 人物識別, マウス操作, 教師あり学習

# 目次

<b>第 1 章</b>	<b>序論</b>	<b>1</b>
1.1	背景 . . . . .	1
1.2	本研究の目的 . . . . .	2
1.3	情報システムコースにおける本研究の位置付け . . . . .	3
1.4	本論文の構成 . . . . .	3
<b>第 2 章</b>	<b>関連研究</b>	<b>4</b>
2.1	センシングによる個人識別 . . . . .	4
2.2	身体動作を用いた家電操作の研究 . . . . .	5
2.3	ジェスチャ動作を用いた個人認証の研究 . . . . .	5
2.4	マウス操作を用いた個人識別の研究 . . . . .	6
<b>第 3 章</b>	<b>提案システム</b>	<b>8</b>
3.1	想定環境 . . . . .	8
3.2	提案システムの概要 . . . . .	8
3.3	マウス軌跡取得ブロック . . . . .	9
3.4	特徴量抽出ブロック . . . . .	10
3.5	個人識別ブロック . . . . .	13
<b>第 4 章</b>	<b>予備実験</b>	<b>14</b>
4.1	特徴量の選択 . . . . .	14
4.2	実験結果と評価および考察 . . . . .	18
<b>第 5 章</b>	<b>評価と考察</b>	<b>21</b>
5.1	データ収集ツールの実装 . . . . .	21
5.2	データ収集環境 . . . . .	25
5.3	提案する特徴量を用いた識別器の評価 . . . . .	28
5.4	識别人数の違いによる影響 . . . . .	29
5.5	学習データ数の違いによる影響 . . . . .	29

第 6 章	結論	33
6.1	まとめ . . . . .	33
6.2	今後の課題 . . . . .	34
参考文献		37

# 第 1 章

## 序論

### 1.1 背景

近年，様々な種類の家電において多機能化が進められている．例えば，コーヒーマシンであれば豆の挽き方や豆の種類を詳細に設定できたり，洗濯機であれば洗い方の設定や水の量などを詳細に設定できる．

多くの家庭では，このような家電は複数人で共有して使用される．複数人で 1 つの家電を使用する場合，自分以外の人を使うたびに設定が変更されるため，使用するたびに再設定する必要がある．例えば，コーヒーマシンでは人によって好みの味が違うため，起動するたびにいくつかの設定をする必要がある．テレビではユーザにより設定する音量が異なるため，自分以外のユーザが使う際に音量を変更されてしまい，再度自分が使おうとする際には違った音量になるため，音量を調整し直す必要がある．

このような不便さを解決するため，本研究では，家電を使用しているユーザを識別して各ユーザの設定を読み込み，自動的に設定する手法を提案する．

個人識別を行う 1 つの技術として，認証技術が存在する．認証技術のうち，生体認証を用いた顔認証や指紋認証，虹彩認証などはすでに高い精度での識別が可能であり，スマートフォン [1–3] や出入国審査 [4] などですでに実用化され，一般に広く普及している．しかし，生体認証においては生体情報の取得に特化したセンサが必要であり，指定された動作を行う必要がある．顔認証や虹彩認証では目的に特化したセンサ（深度カメラなど）を搭載したデバイスに顔を近付ける必要があり，指紋認証では指紋センサに指を置くなどの必要がある．このように，専用のデバイスが必要となることから，家電における個人識別に認証技術を用いることは困難であると考える．

専用デバイスを必要とする生体認証に対して，デバイスに搭載済みの加速度センサなどを用いて，動作から認証を行うジェスチャ認証という研究も行われている [5–8]．しかしながら，ジェスチャ認証の動作は家電の操作方法とかけ離れており，家電操作での人物識別に応用することは困難である．認証においては守るべきものの価値が高い場面で使われるという

特性上、可能な限り高い精度が要求されており、指定された動作を行う手法が多く報告されている。動作を指定しないジェスチャ認識技術も報告されているが、十分な精度が得られていない。

ジェスチャ認識に関する研究では識別精度を高める手法が数多く報告されているが、ユーザの動きの自然さに特化した研究はほとんど報告されていない。しかし、視点を変えると人の動きから識別することが有用である場面も存在する。例えば、冒頭で説明したコーヒーマシンやテレビなどのような例が考えられる。そのため、人の動きをより日常的な動きに近付けた場面での個人識別の研究には価値があると考えられる。

本研究で提案する家電操作での人物識別を実現できれば、チャイルドロック機能にも応用できると考えている。ストーブのような子どもが誤って操作すると危険な家電の多くにはチャイルドロック機能が備わっているが、特定のボタンを長押しするなどの操作を行ってからでなくては家電を操作することができない。また、子どもの年齢が上がるとチャイルドロックの操作を学習してしまう恐れもある。家電操作での人物識別を実現できれば、チャイルドロック操作に加えて「大人が操作しているか」を識別することが可能となり、チャイルドロックの保護機構をより強固にすることができると考えられる。子どもと大人では身体的特徴（手や足の大きさ、筋肉量）の差が大きいことから、人物の識別と比べて大人と子どもの識別は容易に実現できると予想される。

## 1.2 本研究の目的

本研究では、「家電の操作」という日常的な動作をセンシングすることでユーザを識別し、ユーザに設定登録や選択をさせることなく、適切な設定を自動的に行う仕組みの実現を目的とする。例えば、コーヒーマシンの電源ボタンを押すとき、押し方の違いにより個人を識別することで味の設定を読み込むことができる。ストーブの電源を入れるときも同様に、保護者と子どものボタンの押し方の違いによって個人を識別することで、保護者が押したときは家電が操作を受け付けるようにし、子どもが押したときは操作を受け付けないようにできる。これまでは、家電の使用開始までにいくつかの操作が必要であったが、本研究で提案する手法を用いることで、1つ目の動作を行うだけで以降の操作は自動で行われる。

家電操作には様々な操作方法があるが、一部の例外を除くと以下の操作方法がほとんどを占めている。

入力デバイスを動かす	マウス、レーザーポインタなど
ボタンを押す	各種電源ボタン、リモコンなど
スイッチを回す	電子レンジ、キッチンタイマなど
スイッチをスライドさせる	ドライヤー、ポップアップ型のトースターなど

以上の家電操作は、操作は同じであってもユーザによって操作速度や操作強度に若干の差が

生じることが予想される。本研究ではこのような操作をセンシングし、個人差が現れる特徴量を抽出して機械学習を行うことで操作したユーザの識別を目指す。

本論文では、家電操作における個人識別の第一段階としてユーザの操作方法の自由度が高い「デバイスを動かす」操作に着目した。具体的には「デバイスを動かす」操作として PC をスリープから復帰させる際のマウス操作による個人識別手法を示す。本手法では、マウス操作によるマウスカーソルの軌跡から操作に要した時間やマウスを動かす速度などの特徴量を抽出し、教師あり学習によって個人を識別する。

### 1.3 情報システムコースにおける本研究の位置付け

本研究は、情報システムコースにおいて人間とコンピュータの関係をさらに豊かにする研究に位置付けられる。

本研究は、日常的に行う家電操作をセンシングし、家電操作の一部を自動化することを目的とした研究である。人の動きによって個人を認証するジェスチャ認証の研究はこれまでも行われているが、求められる識別精度が高く、単純な動きのみを用いた認証は実現されていない。認証のような高い精度が得られなくとも、よりユーザが日常的に行う動作に近づけた個人識別を行うことは社会的に意義がある。例えば、設定項目がいくつもあるコーヒーマシンや洗濯機などに対して、最初の操作を行うだけで残りの設定を自動化する仕組みがあると便利である。そこで、本論文では日常的な動作のみを用いて個人識別を行うことを目指し、家電設定の自動化を目的として研究を行う。これにより、身につけた専門能力を社会の問題解決に適応させるとともに、新しい方法論や学問領域を切り拓くことを目指し、来るべき情報社会の構想に貢献できる。

### 1.4 本論文の構成

本論文は全 6 章から構成されている。第 1 章では、本研究を行うに至った背景と研究目的について述べた。第 2 章は、本研究の関連研究として、センシングによる個人識別、身体動作を用いた家電操作の研究、ジェスチャ動作を用いた個人認証の研究、マウス操作を用いた個人識別の研究を説明する。第 3 章は、PC のスリープ復帰時におけるマウス操作から個人識別を行う提案手法について述べる。第 4 章は、識別器の学習にあたり、使用する特徴量の検討を行う。予備実験を行い、その結果使用することとした特徴量について述べる。第 5 章は、提案システムの実現性を確かめるために、識別精度の評価を行った。加えて、識別人数による影響や学習データ数の違いによる影響について述べる。検証のために、被験者 12 人からデータを収集した。データ収集に用いたスリープ復帰時におけるマウス操作データの収集環境についても述べる。第 6 章は、本研究のまとめと今後の課題について述べる。

## 第 2 章

# 関連研究

### 2.1 センシングによる個人識別

個人識別を行う手法として、センサを用いて人を推定する様々な研究が行われている。

その 1 つとして、カメラを用いてユーザを推定する研究が行われている。Hong らはドーム状のカメラと深度センサ付きカメラを用いてリアルタイムに人と位置を追跡する手法を提案している [9]。他にもカメラを用いたユーザ識別の研究は数多く行われている [10] [11] [12] [13]。しかし、家電操作という細かい動きを抽出するには、解像度の問題や、手もしくは体によってオクルージョンが起きるなどの問題がある。この問題を防ぐためにカメラの台数を増やすことなどが考えられるが、高コストである。カメラを用いる最大の問題として、利用者に不快感を与えることが考えられる。そのため家庭にカメラを設置することはプライバシーの観点から避けるべきである。

他には、音を用いてユーザを推定する研究も行われている。Chauhan らは、スマートフォン等のデバイスのマイクを用いて呼吸音からユーザ識別を行う研究を報告している [14]。Lu らは人の声によるユーザ識別を行っている [15]。しかし、どちらの研究においても周辺環境音のノイズによる影響を低減させるためにセンサを顔の近くに配置させる必要がある。家庭環境では、他人の話し声とテレビの音という組み合わせのように、様々な種類の音が同時に発生しうる。既存の研究ではノイズ処理を行うことが難しいため、家電における個人識別には適していない。

他には、WiFi 信号に含まれる CSI (Channel State Information) を用いた研究が行われている。Pokkunuru らは、歩行動作から個人識別を行った研究を報告しているが、一人ずつデータを収集しており、その場にほかの人がいる場合の識別精度については検証されていない [16]。以上の研究のほかにも、WiFi の CSI 情報を用いた研究では複数のユーザがいるときに識別が困難であるという問題が残っている [17] [18] [19]。これらの研究では、現状の精度だと複数人で生活する環境においての識別には適していない。



## 2.2 身体動作を用いた家電操作の研究

ユーザの体の動きをセンシングし、動きによって家電の操作を行えるようにすることで、コントローラレスな操作の実現を目指す研究が行われている。

三木らの研究では、深度センサに向かって腕を上げたり交差するなどの行動により操作を可能にしおり、プロジェクタ使用時のような暗い状況でのジェスチャにおいても利用できる手法を提案している [20]。しかし、各行動とジェスチャの組み合わせを習得するまでに 7 分から 27 分を要しているため、よりユーザが記憶しやすい動作にする必要がある。Yan らの研究は、テレビを操作するユーザの目の前に仮想的なボタンを設定し、そのボタンのエリアに手を伸ばすことでチャンネル切り替えなどの操作ができるものであった [21]。Jing らは指輪型のデバイスを装着した状態でハンドジェスチャを行うことで、受信機を取り付け済みのあらゆる家電を操作することを可能にする手法を提案している [22]。

これらの研究はセンサに向かって操作するため、リモコン等の操作デバイスを探す必要がなくなる。しかし、「人が行う操作」と「操作することでできる機能」を紐づけて記憶しておく必要があり、この点については改善の余地が残っている。加えて、操作対象のデバイス（プロジェクタ、テレビ等）とは別に、操作を認識するためにセンサ（深度センサ、カメラ等）を用意する必要があり、コストが高くなる。

そのほかには、保護者と子どもの身体動作をセンシングすることで、子どもの製品事故を防ぐ研究も行われている [23]。

磯らは、電気ストーブ等の危険なオブジェクトの周りにセンサを設置し、危険な行動を起こしたときに通知するシステムを提案している [24]。この研究では、特別なセンサを家庭内に設置しておく必要があり、気軽に家電の移動ができないという問題は残っている。部屋にカメラを設置することで子どもの行動予測を行う場合でも、プライバシーの面から不快に感じることが考えられる。

これに対し本研究では、センサを家電とは別に設置することなく、様々な家電が自身で識別を行うことを目指す。加えて、家電操作も今までと同じ使用感で使うことができる。各家電内で識別が完結するため、低コストでの設定の自動化の実現や、子どもによる誤操作事故防止の実現が期待される。

## 2.3 ジェスチャ動作を用いた個人認証の研究

個人を識別する技術として、認証技術が存在する。認証技術のうち、指紋・顔を用いた認証手法は高い識別精度が実現されている。これらの認証手法はスマートフォンや入退室管理システムなどにも用いられており、すでに広く実用化されている。しかし、これらの技術はセンサに指を置いたり顔を近付ける必要があり、利便性が損なわれるという問題が残ってい

る。そのため、認証技術の中でもユーザの動かし方の違いにより認証を行うジェスチャ認証の研究が進められている。

Mare らは、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を行っているが学習には 30～40 分を要している [25]。石原らは、携帯端末をペンのように手に持ち、空中で自分の名前を書くことで認証を行う手法を提案している [5]。しかし、この手法では学習データの収集完了までに 20 回以上同じ動作を行う必要がある。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 [26]。この手法においても学習を行うフェーズにおいて同じ動作を 20 回行う必要がある。

これらの研究では、学習のために動作を複数回行う必要があり、利用可能になるまでに手間や時間がかかるという問題点が残る。加えて、追加のデバイスやセンサを必要としている研究も多い。

他には、PC のログイン時の認証にジェスチャ動作を用いる研究が報告されている。

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 [6]。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 [8]。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]。これらの研究でも同様に、認証時とは別に動作を登録するフェーズにおいて、ユーザに特定のタスクを行わせる必要があり、ユーザにとってジェスチャ動作の登録が手間であるという問題が残る。

認証の研究では、守るべきものの価値の大きさから高い識別精度が求められている。ジェスチャ認証においても同様に、指紋認証や顔認証の代わりとなるような目標値が設定されており識別精度の目標値が高いため、できるだけ動作に違いを出しやすくするために特別な操作方法を指定したり、高価なセンサを必要としているものが多い。

それに対し本研究では、目的を家電設定操作の自動化までとしており、動作をより日常的なものにすることで、ユーザの利便性の向上を目指す。この場合、誤って他人に識別されてしまうとしても家電の操作が誤って設定されるだけであり、リスクが低いことから認証のような識別精度を必要とはしない。

## 2.4 マウス操作を用いた個人識別の研究

マウス操作を用いた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 [27] [28] [29] [30] [31]。

Antal らは、マウス操作の動きを限定せず、自由に使用する中で侵入検知を行う手法を報告している [27]。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。しかし、学習には多くのデータが必要であり、300 回分の動作データを使用している。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 [28]。しかし、学習には 50 回の動作という多量のデータが必要である。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 [29]。しかし、ほかの研究と異なり、マウスホイールの情報を追加で取得しているなど、提案手法に多種類のデータを必要としている。検知に必要なマウスの操作時間も 40 秒程度であり、検知に必要な時間と精度との間でトレードオフの関係があると報告されている。

これらの研究では、ユーザに対して動作の指定は行われていないが、個人識別までに要する時間が長いという問題が残っている。識別に時間を要するのは、識別に用いる動作がまったく指定されていない点にあると考えられる。ブラウザ上でネットサーフィンをする場合のマウス操作とポスター作成などのデザイン操作でマウスを使用するのとは、同じユーザでも大きく動かし方が異なることが考えられる。このように操作を指定しない反面、識別可能なデータが集まるまでに長い時間を必要としている。加えて、侵入者検知においては本人以外を検出する研究であるが、複数人をそれぞれ識別するのはさらに難易度が高くなると考えられる。利便性を損なわないことを念頭に置きつつも、識別に用いる動作や場面をある程度限定することで短時間かつより良い精度での識別が可能になると考えられる。

侵入者検知の研究においては、操作している間のマウスデータを常に取得し続けており、計算機の処理リソースを奪うことにつながる。加えて、本人か侵入者かという 2 クラス分類でしか検証がされていないことから、人数を増やして検証をする必要がある。

このような認証技術とは異なり、本研究では識別精度の要件を低く設定し、ユーザの利便性を損なわない手法による個人識別を提案している。認証の研究においては、本人以外が情報にアクセスできないように認証精度を高くすることが求められる。そのため、処理に時間がかかる手法を用いたり、ユーザによって変化が表れやすい動作が指定されている。これに対し、本研究では、家電の設定という点に着目し、ユーザの快適さを高める目的で個人識別を行う。

## 第 3 章

# 提案システム

本章では、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手法について述べる。想定環境について述べた後、提案システムの概要について説明する。提案システムは、マウス軌跡取得ブロック、特徴量抽出ブロック、個人識別ブロックに分かれており、提案システムの概要を述べた後にそれぞれのブロックについて詳細に述べる。

### 3.1 想定環境

本論文で提案する手法では、以下の環境を想定する。

- 家族間で共用する PC は基本的に据え置いて使われるものである。
- 家族の人数は 4 人程度の少人数である。
- 識別に失敗した場合でも操作のやり直し回数は最大で 2 回までである。すなわち、合計試行回数は最大でも 3 回である。

### 3.2 提案システムの概要

図 3.1 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。一般に、PC をスリープから復帰させる際にユーザは以下の手順で操作する。

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により、マウスを動かすだけで自動的に識別器の学習やユーザ選択が行われる。

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) でマウス操作時のマウス軌跡

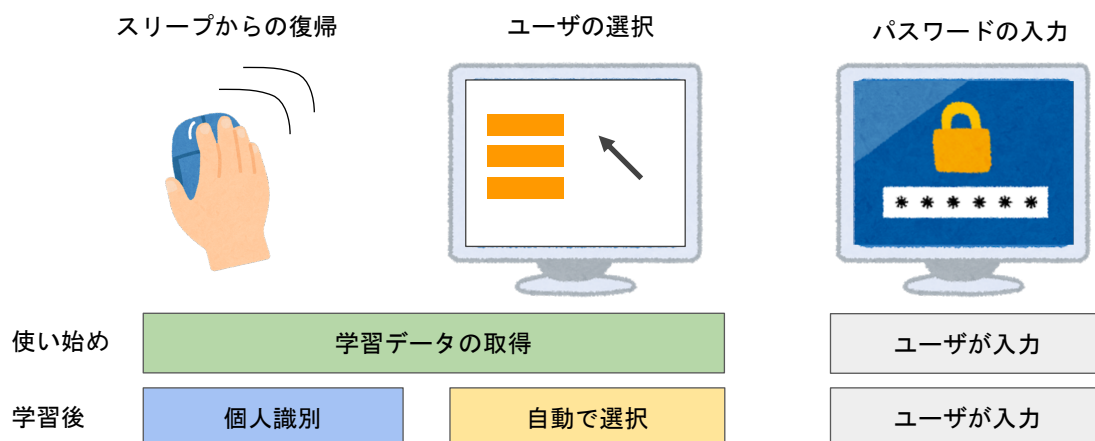


図 3.1 個人識別の概要

と、正解ラベルである (2) のユーザ選択結果を収集する。十分な量のデータを収集できた時点で教師あり学習によりユーザを識別する識別器を生成する。識別器が生成された後は、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、パスワードのような認証機構はそのまま用いる。そのため、パスワードの入力に関しては自動化の対象とはせず、従来通りユーザが入力するものとする。

図 3.2 に、マウス操作データを用いた個人識別システムの概要を示す。個人識別システムは、マウス軌跡取得ブロック、特徴量抽出ブロック、個人識別ブロックの 3 つのブロックで構成される。

マウス軌跡取得ブロックにおいては、ユーザがマウス操作をした際のマウス軌跡データを収集し、特徴量抽出ブロックでは得られたマウス軌跡データから特徴量を計算する。個人識別ブロックにおいて、識別器の状態が学習段階にある場合は抽出した特徴量を用いて教師あり学習により識別器の学習が行われる。もし、十分な学習データが入力されて識別器の学習が完了している場合には、特徴量は学習済みの識別器に入力され、識別結果が出力される。その出力結果により PC を操作したユーザを特定し、ユーザ選択を自動で行う。

次節以降では、各ブロックについて述べる。

### 3.3 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の移動軌跡データの取得を行う。マウス移動軌跡データは、マウスの操作によってマウスカーソルが移動した際に、PC 画面上のカーソルの  $x$ ,  $y$  座標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。マウスカーソル座標は、OS からマウスカーソル座標の変化を通知された

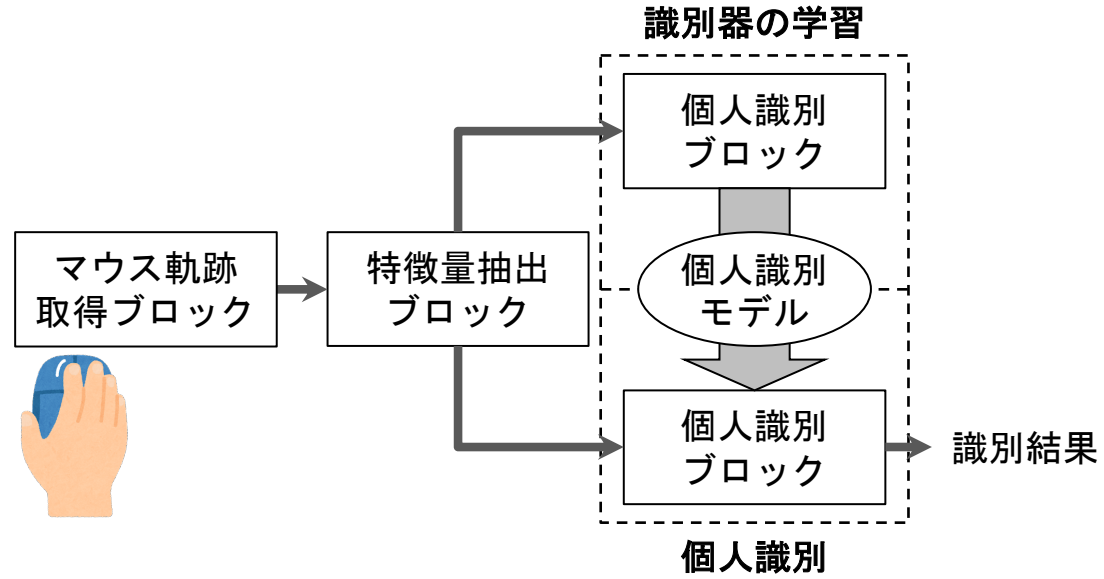


図 3.2 マウス操作データを用いた個人識別システムの概要

タイミングに取得を行う。

### 3.4 特徴量抽出ブロック

特徴量抽出ブロックでは、取得したマウス軌跡データから提案する特徴量を抽出する。本提案システムでは、システムにより取得されたマウスカーソルの座標と経過時刻から、表 3.1 に示す合計 13 個の特徴量を抽出することを提案する。提案する特徴量が識別に効果的であるかについては予備実験を行うことで検証する。

各特徴量の計算方法は以下に示すとおりである。ただし、計算方法の説明に当たり 1 試行の取得したデータを式 3.1 で定義する。

$$D = \{(t_0, x_0, y_0), (t_1, x_1, y_1), (t_2, x_2, y_2), \dots, (t_n, x_n, y_n)\} \quad (3.1)$$

ここで、

- $t_i$  : データ取得時刻
- $x_i$  : マウスカーソルの  $x$  座標
- $y_i$  : マウスカーソルの  $y$  座標

である。 $i = 0$  は操作開始時のデータを、 $i = n$  は操作終了時のデータを示している。

表 3.1 特徴量

特徴量
マウス操作に要した時間
カーソル速度の平均
カーソル速度の中央値
カーソル速度の標準偏差
カーソル加速度の平均
カーソル加速度の中央値
カーソル加速度の標準偏差
軌跡サイズの $x$ 軸の大きさ
軌跡サイズの $y$ 軸の大きさ
最初に動かした $x$ 軸方向
最初に動かした $y$ 軸方向
操作の開始から終了までの総移動距離
データ取得数

#### マウス操作に要した時間

本特徴量は，操作に要した時間である．これは，単純に操作を終了した時刻と操作開始時刻の差を求めることで計算可能である．

$$t_n - t_0 \quad (3.2)$$

#### カーソル速度

本特徴量は，カーソル移動時の単位時間当たりの速度  $v$  を求めたものである．この時の  $k$  は，1 試行のデータ群のうち  $k$  番目に取得したデータであることを示す値である．

$$v = \frac{\sqrt{(x_k - x_{k-1})^2 + (y_k - y_{k-1})^2}}{t_k - t_{k-1}} \quad (1 \leq k \leq n) \quad (3.3)$$

#### カーソル加速度

本特徴量はカーソル加速度  $a$  であり，式 3.3 により求めた速度  $v$  の単位時間当たりの変化量を求めたものである．この時の  $l$  は，1 試行のカーソル速度群のうち  $l$  番目の速度であることを示す値である．

$$a = \frac{\sqrt{v_l - v_{l-1}}}{t_k - t_{k-1}} \quad (3.4)$$

### 軌跡サイズの $x$ 軸 ( $y$ 軸) の大きさ

本特徴量は 1 試行内の軌跡サイズを表す特徴量であり,  $x$  軸 ( $y$  軸) 方向の最大値から  $x$  軸 ( $y$  軸) 方向の最小値を引いたものである. 以下の式は軌跡サイズの  $x$  軸の大きさを示す. なお, 軌跡サイズの  $y$  軸の大きさは以下の  $x$  を  $y$  に置き換えることで計算可能である.

$$\max(x_0, x_1, \dots, x_n) - \min(x_0, x_1, \dots, x_n) \quad (3.5)$$

### 最初に動かした $x$ 軸 ( $y$ 軸) 方向

本特徴量は最初に動かす方向を表す特徴量である. 計算方法は式 3.6 および式 3.7 に示すとおりである. なお, 最初に動かした  $y$  方向の特徴量は以下の  $x$  を  $y$ , 「左右」を「上下」に置き換えることで計算可能である. 本研究で使用するツールは約 0.02 秒間隔でデータを取得するため, 最初のデータに左右の変化がない (上下方向に変化がある) 場合がある. 1 つめのデータに左右の変化が見られなくとも, 2 つ目までのデータに変化が見られれば左右方向に動かしていると考え, 取得したデータのうち最初から 3 番目までのデータを用いて特徴量を決定する.

$$Ans_1 = x_0 - x_1 \quad (3.6)$$

$$Ans_2 = x_0 - x_2 \quad (3.7)$$

- $x_0$ : 1 試行のデータのうち最初のデータの  $x$  座標
- $x_1$ : 1 試行のデータのうち 2 番目のデータの  $x$  座標
- $x_2$ : 1 試行のデータのうち 3 番目のデータの  $x$  座標

### 最初に動かした方向が右の場合

特徴量は 1 とする. なお, この時の計算結果は, 「 $Ans_1 < 0$ 」もしくは「 $Ans_1 = 0$  かつ  $Ans_2 < 0$ 」を満たす.

### 最初に動かした方向が左の場合

特徴量は 0 とする. なお, この時の計算結果は, 「 $0 < Ans_1$ 」もしくは「 $Ans_1 = 0$  かつ  $0 < Ans_2$ 」を満たす.

### 最初に動かした方向が左右のどちらでもない場合 (上下のみ移動した場合)

特徴量は 0.5 とする. なお, この時の計算結果は, 「 $Ans_1 = 0$  かつ  $Ans_2 = 0$ 」を満たす.

### 操作の開始から終了までの総移動距離

本特徴量は, 1 試行当たりの移動距離を表すものであり, 式 3.3 により求めた速度  $v$  とかかった時間の積である. 計算方法は以下に示すとおりである.

$$\sum_{m=0}^{n-1} v_m(t_{m+1} - t_m) \quad (3.8)$$



### データ取得数

本特徴量は, 1 試行のマウス軌跡データにおいてマウスカーソル座標が記録された回数である  $n$ , すなわち OS からのマウス位置変化の通知回数である.

## 3.5 個人識別ブロック

個人識別ブロックでは, 特徴量抽出ブロックで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を限定しない. 機械学習には, 多クラス分類問題に対応したニューラルネットワークや Random Forest, SVM (Support Vector Machine) 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, 初期的検討として Linear カーネルを用いた SVM を採用する. SVM を採用した理由は, 本論文では扱う特徴量の次元数が少ないためである. SVM を用いて学習を行う場合, 特徴量抽出ブロックで抽出した特徴量は標準化を行ってから識別器に入力する. なお, 特徴量の標準化は以下のようにして計算する [32].

$$z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (3.9)$$

- $z$ : 標準化された値
- $X$ : 標準化を行う前の値
- $\mu$ : 特徴量の平均値
- $\sigma$ : 特徴量の標準偏差

## 第 4 章

# 予備実験

第 3 章で提案した特徴量が識別にあたり有用であるかを調べるために、3 人に対し予備実験を行いマウス操作軌跡データを収集した。予備実験では、3 人の被験者に「PC をスリープから復帰させるつもりで」という指示を与え、数十回マウスを操作してもらい、マウス軌跡データを取得した。提案システムにおいては、初期的評価として SVM を用いることとしているが、機械学習アルゴリズムの特性上、特徴量の貢献度を数値化することが難しい。そこで、特徴量の貢献度をはかるために、SVM とは別にランダムフォレスト [33] での学習を行う。ランダムフォレストを用いて学習し、特徴量重要度 [34] と SHAP (SHapley Additive exPlanations) 値 [35] を用いて特徴量の評価を行った。

### 4.1 特徴量の選択

提案する特徴量を用いて識別器の学習を行い、その識別器の特徴量重要度と SHAP 値を計算する。計算した結果からユーザ識別に用いる特徴量を決定する。

特徴量重要度とは、各特徴量の重要度を表す値であり、数値が高いほど特徴量の重要性が高いことを意味する。特徴量重要度はジニ重要度とも呼ばれることがある。

SHAP 値とは、協力ゲーム理論を用いて、参加者に得られた報酬を均等に分配するための手法である。協力ゲーム理論ではそれぞれの参加者の貢献度を算出するが、この「それぞれの参加者」を「識別に使用したそれぞれの特徴量」に置き換えることで、この手法を個人識別器における各特徴量の貢献度の算出に利用できる。SHAP 値も同様に、値が高いほどその特徴量が識別に貢献していることを意味する。

特徴量重要度と SHAP 値という 2 つの異なる手法で重要度の貢献度を算出することで、明らかに不要である特徴量がわかる。このような特徴量は識別器の学習において精度低下の要因となることから特徴量として用いないこととする。

以降は特徴量重要度と SHAP 値、それぞれの計算方法について述べる。

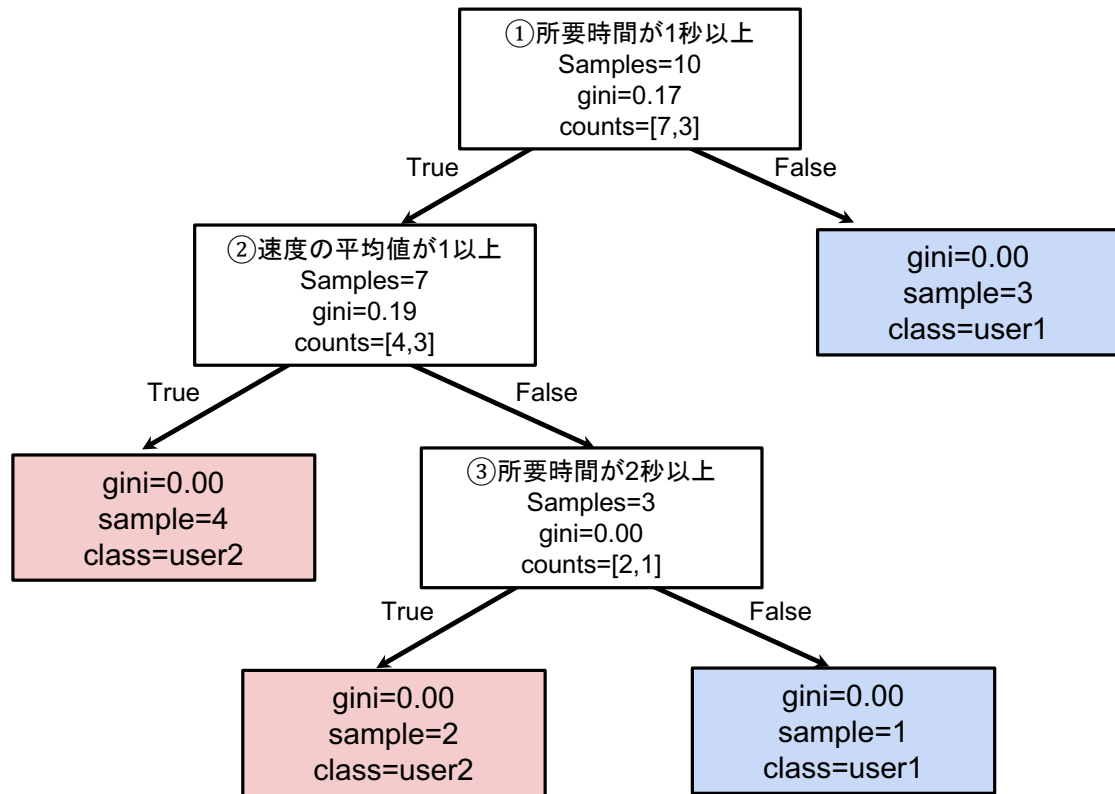


図 4.1 木構造の一例

#### 4.1.1 特徴量重要度の計算

ランダムフォレストを用いて学習した際の特徴量重要度の計算方法について説明する。ここでは2つの特徴量を用いて2人のユーザを識別するモデルを例にして説明する。ただし、これらの値は説明用の値であり実際の値とは異なる。

特徴量を、 $x$ ：操作に要した時間、 $y$ ：速度の平均値として考える。ランダムフォレストで学習すると、図 4.1 に示すような木構造がいくつか生成され、それぞれの木の出力結果を用いて多数決を取る識別モデルが作成される。図 4.1 に示す木構造のとき、グラフは図 4.2 に示すとおりになり、①～③の順に特徴量  $x$  もしくは特徴量  $y$  の値による分割が行われる。分割する際にはできるだけ多くのデータを分割するため、できるだけジニ不純度を低くするように学習が行われる。ジニ不純度は低くなるほど高い割合で分割を行うことができる。ジニ不純度の計算方法は、以下の式 4.1 に示すとおりである。

$$\sum_{i=1}^n p(i) \times (i - p(i)) \quad (4.1)$$

- $n$ ：ターゲットラベルの数

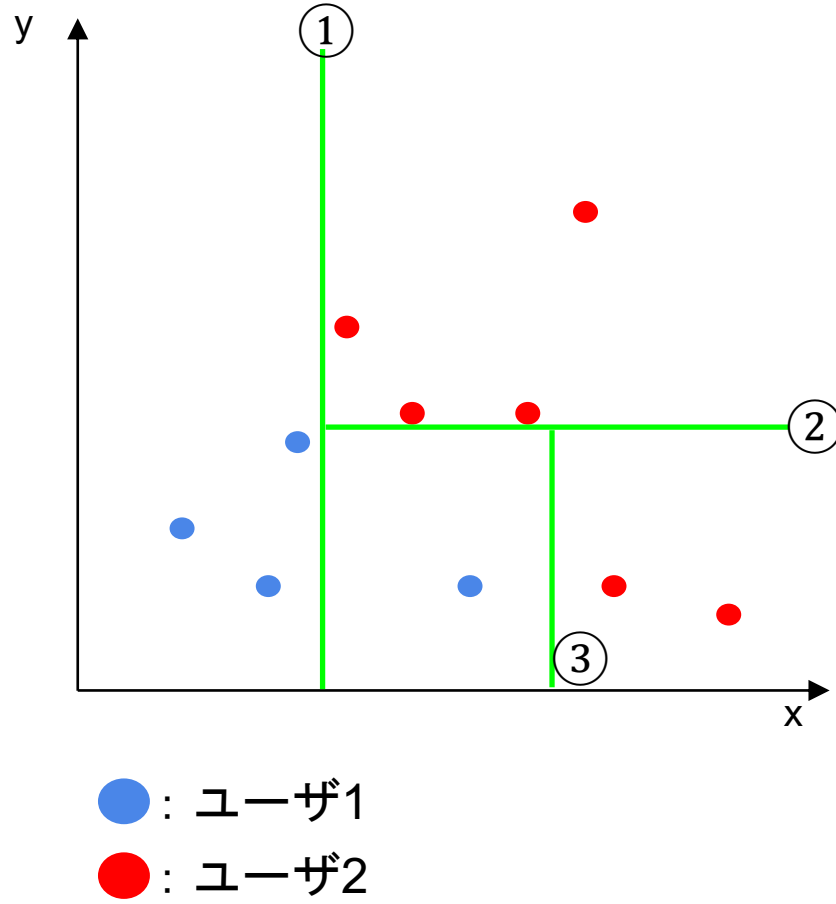


図 4.2 ランダムフォレストによる分割時のグラフの一例

- $p(i)$  : あるノード  $k$  におけるターゲットラベル  $i$  の頻度

図 4.3 に示す図を見ると,  $x=1$  (所要時間が 1) で分割した際のジニ不純度の計算は式 4.2 のようになる.

$$\frac{1}{10} \left\{ 1 - \left( \frac{1}{1} \right)^2 \right\} + \frac{9}{10} \left[ 1 - \left\{ \left( \frac{3}{9} \right)^2 + \left( \frac{6}{9} \right)^2 \right\} \right] = 0.4 \quad (4.2)$$

同様に  $x=2$  (所要時間が 2) で分割した際のジニ不純度の計算は式 4.3 のようになる.

$$\frac{3}{10} \left\{ 1 - \left( \frac{3}{3} \right)^2 \right\} + \frac{7}{10} \left[ 1 - \left\{ \left( \frac{1}{7} \right)^2 + \left( \frac{6}{7} \right)^2 \right\} \right] = 0.17 \quad (4.3)$$

同様に  $x=3$  (所要時間が 3) で分割した際のジニ不純度の計算は式 4.4 のようになる.

$$\frac{6}{10} \left[ 1 - \left\{ \left( \frac{4}{6} \right)^2 + \left( \frac{2}{6} \right)^2 \right\} \right] + \frac{4}{10} \left\{ 1 - \left( \frac{4}{4} \right)^2 \right\} = 0.27 \quad (4.4)$$

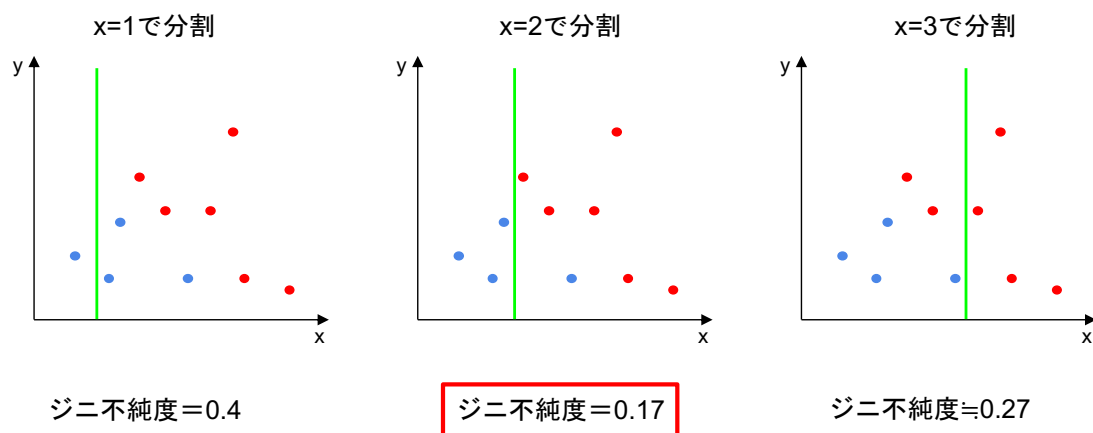


図 4.3 ジニ不純度の計算例

この場合、もっともジニ不純度が低くなるのは  $x=2$ （所要時間が 2）で分割するときであるので、この条件で木構造が生成される。

このように各ノードにおいてジニ不純度が計算される。特徴量重要度は、ノードの不純度減少分の重み付き和を決定木全体にわたって平均した値である。ただし、重み付きの重みはそのノードにたどり着いたサンプル数の比率である。

#### 4.1.2 SHAP 値の計算

SHAP 値の計算方法を具体的な例を用いて説明する。3 つの特徴量 A, B, C を用いて識別器を生成することを考える。なお、識別器を評価するためのテスト用データは 10 個あるとする。

例 1) A, B, C の順に特徴量を追加する場合

1. 特徴量 A を用いて学習した識別器にテストデータを入力したところ、7 個のデータが正しく識別できた。
2. 特徴量 A, B を用いて学習を行った識別器に、1 つ前で識別できなかった 3 個のテストデータを入力したところ、2 個のデータが識別できた。
3. 特徴量 A, B, C を用いて学習を行った識別器に、1 つ前で識別できなかった 1 個のテストデータを入力したところ、1 個のデータが識別できた。

このときの各特徴量の識別における貢献度は以下ようになる。

- 特徴量 A : 0.7
- 特徴量 B : 0.2
- 特徴量 C : 0.1

例 2) C, B, A の順に特徴量を追加する場合

1. 特徴量 C を用いて学習した識別器にテストデータを入力したところ, 5 個のデータが正しく識別できた.
2. 特徴量 C, B を用いて学習を行った識別器に, 1 つ前で識別できなかった 5 個のテストデータを入力したところ, 1 個のデータが識別できた.
3. 特徴量 C, B, A を用いて学習を行った識別器に, 1 つ前で識別できなかった 4 個のテストデータを入力したところ, 4 個のデータが識別できた.

このときの各特徴量の識別における貢献度は以下ようになる.

- 特徴量 A : 0.5
- 特徴量 B : 0.1
- 特徴量 C : 0.4

以上の例の計算を以下のように順番を並び替えた全通りの組み合わせに対して行い, それぞれの特徴量の貢献度を平均したものが SHAP 値である.

- A, B, C
- A, C, B
- B, A, C
- B, C, A
- C, A, B
- C, B, A

## 4.2 実験結果と評価および考察

まず, 3 人それぞれ 1 回分のマウス軌跡を図 4.4 に示す. 次に, 3 人に対し予備実験を行った結果の特徴量重要度と SHAP 値を図 4.5 に示す. 特徴量重要度および SHAP 値を特徴量重要度の順位で並び替えたものを表 4.1 に示す.

図 4.5 および表 4.1 を見ると, 軌跡サイズの  $y$  軸の大きさについて, 順位が大きくずれている. しかし, そのほかの特徴量については, 多少の順位変動はあるものの, 特徴量重要度と SHAP 値の間に大きな変化はないことが読み取れる. 特徴量のうち, 移動距離とマウス操作に要した時間などについては特徴量重要度と SHAP 値の両方とも貢献度が高い結果となった. 一方で, カーソル加速度と最初に動かした方向については, 特徴量重要度と SHAP 値との両方で貢献度が著しく低い結果となった. 図 4.4 を見ると, ユーザ 2 は長い時間操作しているのに対し, ユーザ 1 とユーザ 3 は短い時間の操作であり, 軌跡サイズも 3 人それぞれで大きな差が出ていることがわかる. 図 4.4 から読み取れることと特徴量の貢献度合いの

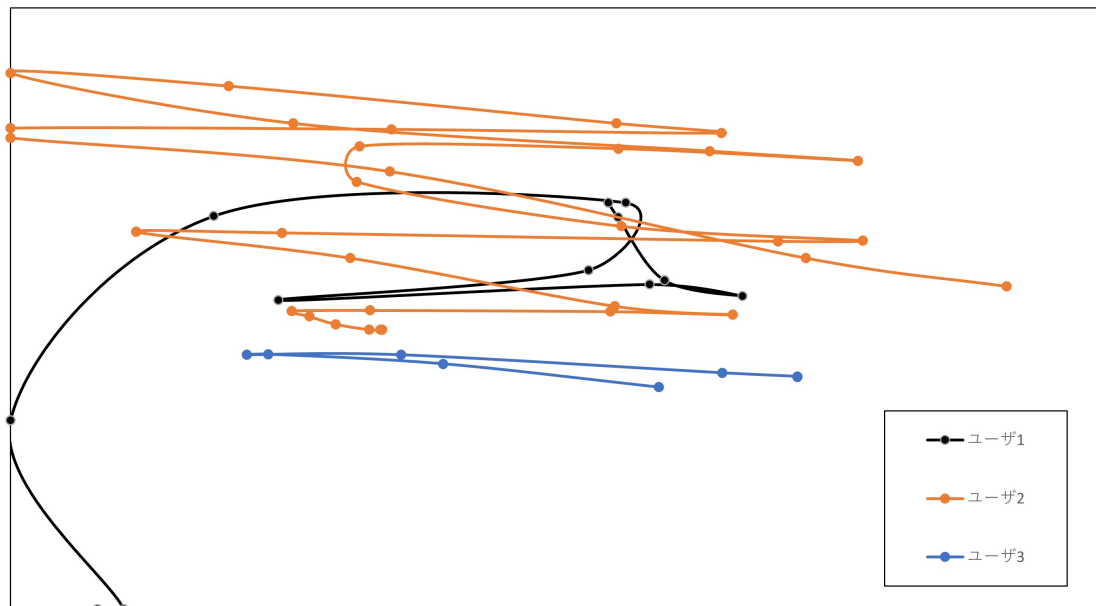


図 4.4 3 人のマウス操作軌跡

結果が一致している．以上の結果より，関連研究で用いられていたカーソル加速度の特徴量は，本研究で想定しているスリープ復帰時のマウス操作における識別には適さないことがわかった．特徴量に差が出ると予想して追加した最初に動かす方向についても，同じ被験者であっても右に動かし始めるときもあれば，左に動かし始めるときもあり，特に定まっていなかったため識別に適さないことがわかった．

以上の結果より，識別において明らかに適していない「カーソル加速度」を用いる 3 つの特徴量と「最初に動かした方向」を用いる 2 つの特徴量は，識別器の学習において悪影響を与える可能性があるため，本論文では使用しないこととする．特徴量のうち，軌跡サイズの  $y$  軸の大きさについては SHAP 値が低い結果であったが，特徴量重要度では高い値を出していることから，本論文においては「軌跡サイズの  $y$  軸の大きさ」を含めた以下の 8 個の特徴量を用いることとした．

- マウス操作に要した時間
- カーソル速度の平均
- カーソル速度の中央値
- カーソル速度の標準偏差
- 軌跡サイズの  $x$  軸の大きさ
- 軌跡サイズの  $y$  軸の大きさ
- 操作の開始から終了までの総移動距離
- データ取得数

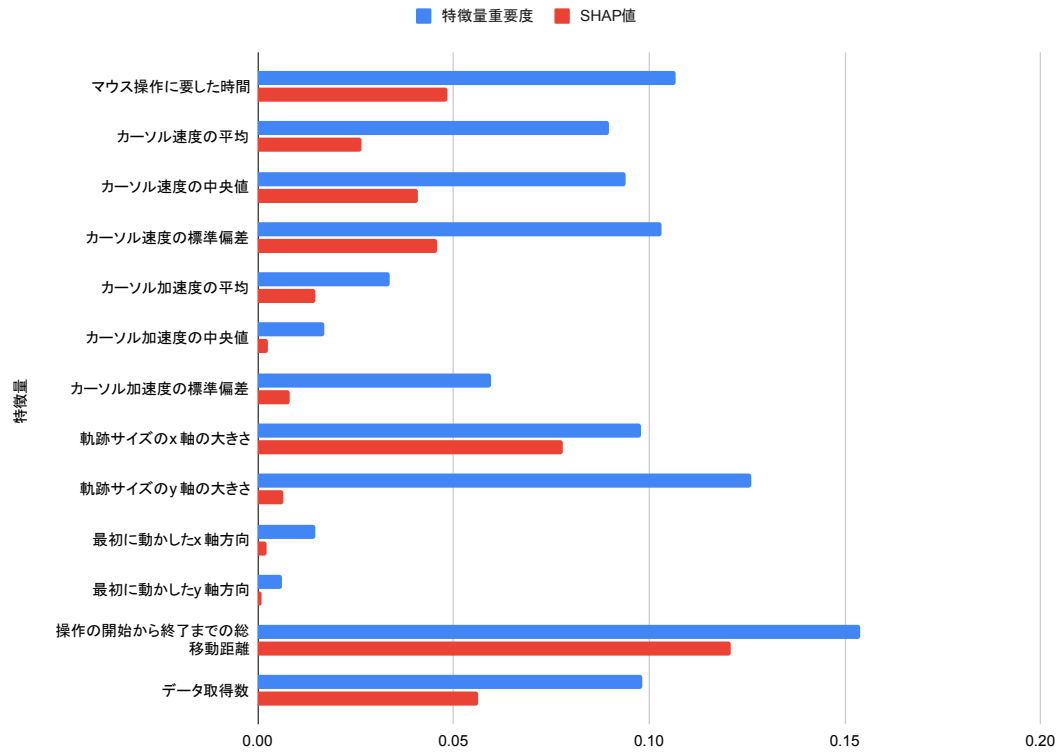


図 4.5 各特徴量の特徴量重要度および SHAP 値

表 4.1 特徴量重要度および SHAP 値の順位

特徴量	特徴量重要度	SHAP 値
操作の開始から終了までの総移動距離	1	1
軌跡サイズの $y$ 軸の大きさ	2	10
マウス操作に要した時間	3	4
カーソル速度の標準偏差	4	5
データ取得数	5	3
軌跡サイズの $x$ 軸の大きさ	6	2
カーソル速度の中央値	7	6
カーソル速度の平均	8	7
カーソル加速度の標準偏差	9	9
カーソル加速度の平均	10	8
カーソル加速度の中央値	11	11
最初に動かした $x$ 軸方向	12	12
最初に動かした $y$ 軸方向	13	13



## 第 5 章

# 評価と考察

本章では、提案システムの実現性を示すために、収集した被験者 12 人分のデータを用いて識別器の評価を行う。識別器の評価は 10 分割交差検証により行い、その正解率が評価基準を上回ることによって本提案システムの実現性を示す。被験者からデータを収集するために使用したツールと収集環境について説明した後、評価を行う方法と評価基準について述べる。提案する特徴量を用いた場合の識別器の評価を述べた後、識別人数・学習データ数の 2 つが識別器の正解率に与える影響を調査し、その結果を述べる。

### 5.1 データ収集ツールの実装

データの取得に用いたツールについて説明する。スリープ復帰時におけるマウス操作データの取得にあたり、できる限り普段と同じ動作を行わせるために PC 画面上の表示を疑似的に再現した。実験中は図 5.1 に示すとおり、操作開始前はスリープ状態である黒い画面を、操作後はスリープから復帰したことを示す白い画面を表示する。

本ツールでは、1 人の被験者に対し連続して複数回分の操作を取得できる。1 回の試行が終了した後、スリープ状態を示す黒い画面に切り替え、再度動作を行わせるしくみにした。実験の終了時に実験者が操作することでデータの出力が行われる。

人による動作の違いを抽出するためには、より短い間隔でデータを取得する必要がある。取得するデータは操作時の画面上のカーソル位置とその時刻である。いくつかのツールにて検証したところ、HTML および JavaScript を使用することで、約 0.02 秒間隔でマウス操作データの取得が可能であったため、本ツールで採用することとした。使用したブラウザは Chrome である。取得したデータには、実験開始からの経過時間、カーソルの  $x$ ,  $y$  座標、何試行目であるか、ユーザ ID のデータが含まれている。

詳しい設計について説明する。本ツールは図 5.2 に示すとおり、3 つのフェーズから構成される。画面の表示には HTML を使用し、マウスデータの収集には JavaScript を使用している。各フェーズの遷移はキーボードのいずれかのキーを押すことで行う。すなわち、ユー

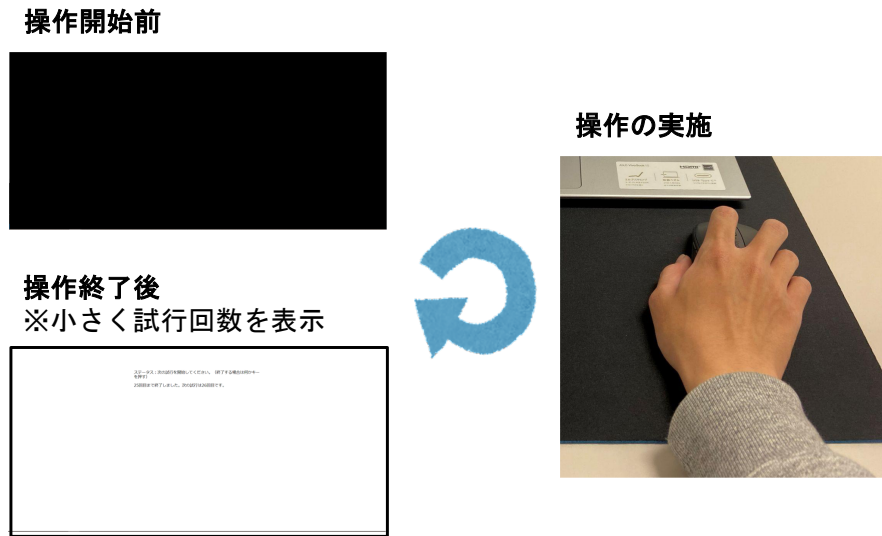


図 5.1 実験時の画面遷移

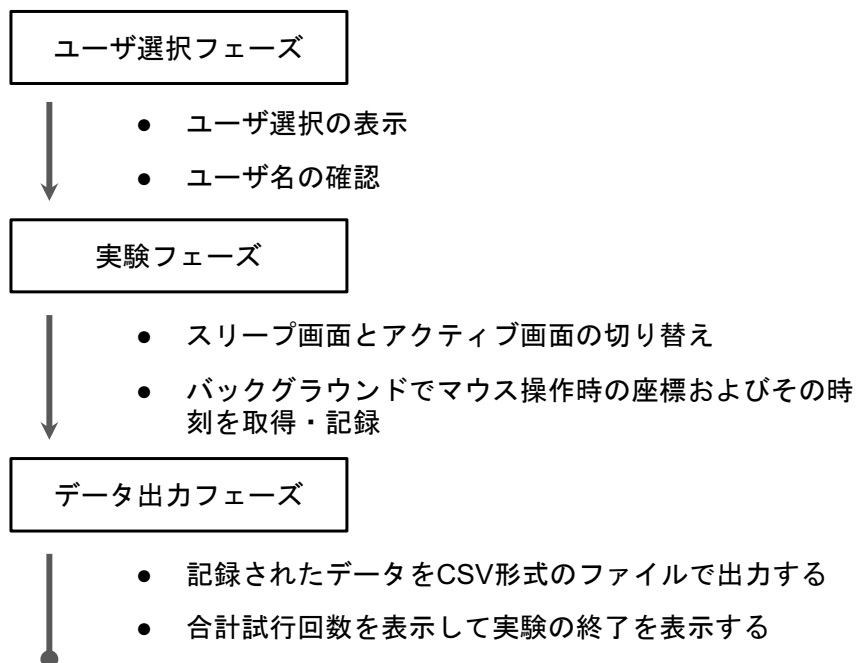


図 5.2 実験ツールの設計

ザ選択後にキーを押すことで実験を開始でき、実験中にキーを押すことで実験を終了できる。各フェーズの詳細について説明する。

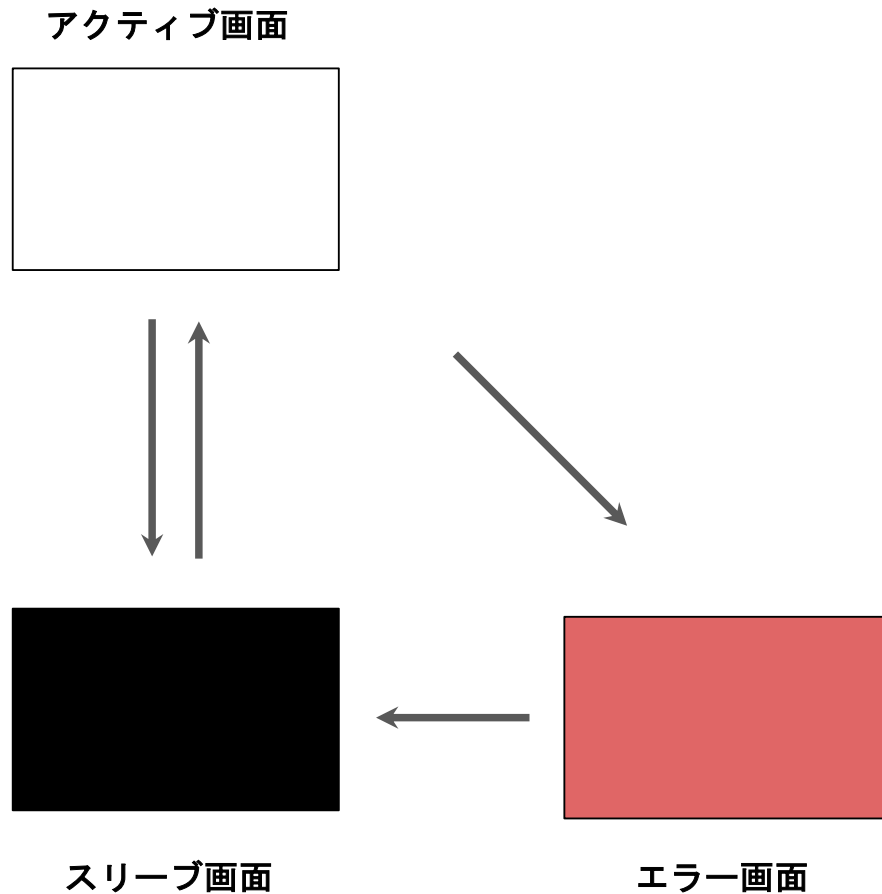


図 5.3 実験フェーズにおける画面遷移

### ユーザ選択フェーズ

本フェーズではユーザ選択と確認を行う。ユーザ名を取得する目的は、同一被験者が複数回実験を行った場合であっても、正しい正解ラベルを付与するためである。本ツール内では画面上に名前を表示することで被験者が正しく選択されているかを確認できるようになっているが、実際に出力されるデータはユーザ ID のみである。ユーザ ID は数字であり、新しいユーザが実験を行うとそのユーザに対して他のユーザと重複しない番号が付与される。

### 実験フェーズ

本フェーズではスリープ復帰時の画面を表示し、その時にマウス操作データを収集する。図 5.3 に画面遷移のパターンを示す。基本的にスリープ復帰状態を示すアクティブ画面とスリープ状態を示すスリープ画面が切り替わる。スリープ画面のときは被験者が操作を開始してから 1 秒後にアクティブ画面に切り替わり、アクティブ画面の場合はアクティブ画面に切

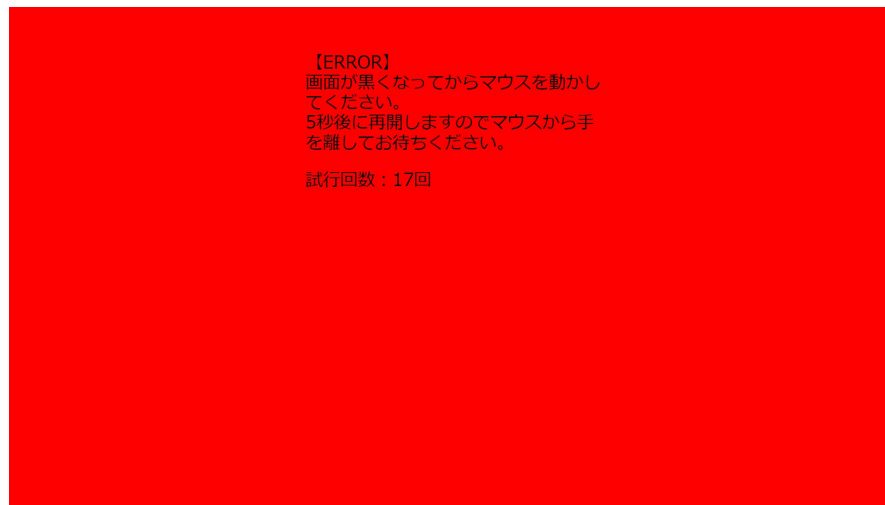


図 5.4 エラー時の画面

り替わってから 1 秒後にスリープ画面に切り替わるように設定している。

本ツールでは約 0.02 秒間隔でデータを取得し続けるが、前回の取得したデータから 0.4 秒以上データが取得できなかった場合には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。

何人かに本ツールを使用させたところ、アクティブ画面の状態（スリープ画面に遷移する前）で動作を開始してしまう被験者が見られたことから、アクティブ画面の状態（スリープ画面に遷移する前）にマウスを操作した場合はエラー画面に遷移し、誤って動かした分のマウス操作データは無視するように設計した。エラー画面は図 5.4 に示すとおりである。

もしエラー画面に遷移した場合は、画面の文字表示によりマウスから手を離すように指示し、5 秒後にスリープ状態に遷移することで、データの取得が再開されるように設計している。

データをより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た。加えて、マウスポインタを黒色のものに設定することで、データ取得中（スリープ画面時）にマウスカーソルが見えないようにした。そのほかには、ブラウザの仕様により全画面表示時にカーソルを上部に移動させると「X」が表示されてしまう問題が発生したが、ブラウザをキオスクモードで起動することにより対処した。

### データ出力フェーズ

本フェーズでは、実験フェーズにより記録したデータを CSV 形式でダウンロードする。データのダウンロードは本フェーズに遷移したタイミングで自動的に行われるようにし、もしも自動ダウンロードに失敗しても画面上のボタンを押すことによりダウンロードが行えるように設計されている。このフェーズではダウンロードボタンと合計試行回数、実験を終了

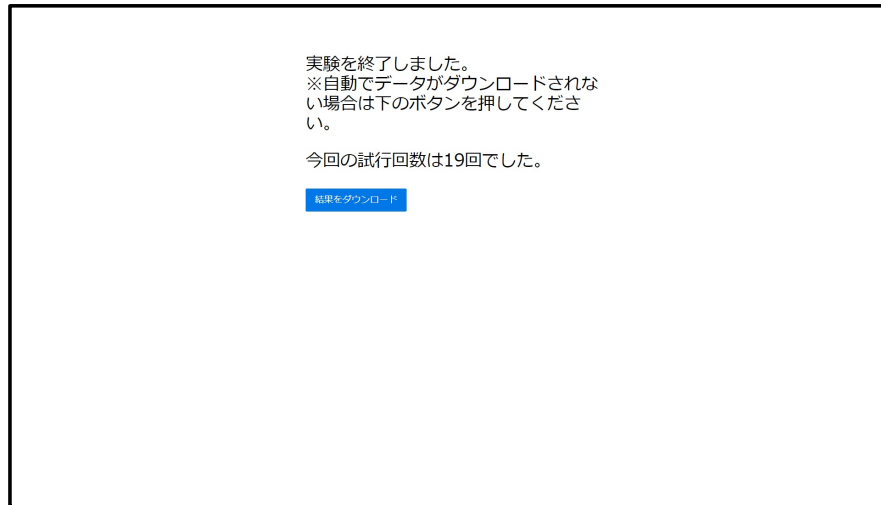


図 5.5 データ出力時の画面

する旨の内容を画面に表示する。データ出力フェーズの画面の一例を図 5.5 に示す。

## 5.2 データ収集環境

本評価は、5.1 で示すとおりスリープ復帰時を模した環境を作成し、その環境において収集したマウス操作データを用いて評価を行う。

提案する手法の実現可能性を示すため、複数人のデータを用いて検証する必要がある。本実験では、被験者 12 人に対してスリープ復帰時のマウス操作軌跡データ取得実験を行い、各被験者から 100 試行分のマウス操作軌跡データを収集した。

実験は公立はこだて未来大学内の実験研究室にて行われた。図 5.6 にマウス操作データ取得実験の環境を示す。本実験で使用した機材は、ASUS VivoBook 15 X512DA-BQ1136TS, Logicoool MX Anywhere 3 である。

なお、本論文で示す PC のスリープ復帰時におけるマウス操作軌跡データの取得実験は、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。

### 5.2.1 評価方法

識別器の評価は、層化抽出法を用いた 10 分割交差検証を 10 回繰り返し、その正解率の平均を比較することにより行う。

層化抽出法は、正解ラベルがほぼ同じ割合になるように抽出する手法であり、その抽出例を図 5.7 に示す。例 1 はデータが規則的に並んでいる場合の抽出例であり、例 2 は順番を並び替えた場合の抽出例である。どちらの場合においても抽出結果のラベルは 2 つずつであり、同じ割合で抽出される。本論文では、例 2 のようにユーザ内のデータもユーザ間のデー



図 5.6 実験環境

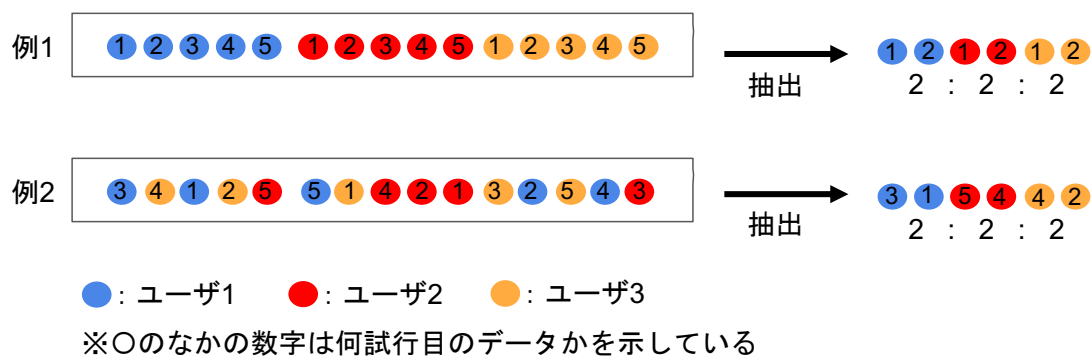


図 5.7 層化抽出法の抽出例

タもすべてランダムに並び替えた後，層化抽出法により抽出する．

層化抽出法により，9割を学習用データ，残りの1割をテストデータとなるように抽出して10分割交差検証を行った．10分割交差検証の方法を図5.8に示す．1回目は10分割したのち，先頭から1つ目のデータセットを検証用のデータとしてよけておき，残りのデータを用いて識別器の学習を行い，その識別器を検証用データで検証する．2回目は10分割したのち，先頭から2つ目のデータセットを検証用のデータとしてよけておき，残りのデータを用いて識別器の学習を行い，その識別器を検証用データで検証する．同様に10回目まで計算したものを1セットとして，1セットが終わったのちデータを並び替えて同様の検証を行う．以降の結果は，これを10セット繰り返した結果の平均であり，これを本研究で示す評価結果

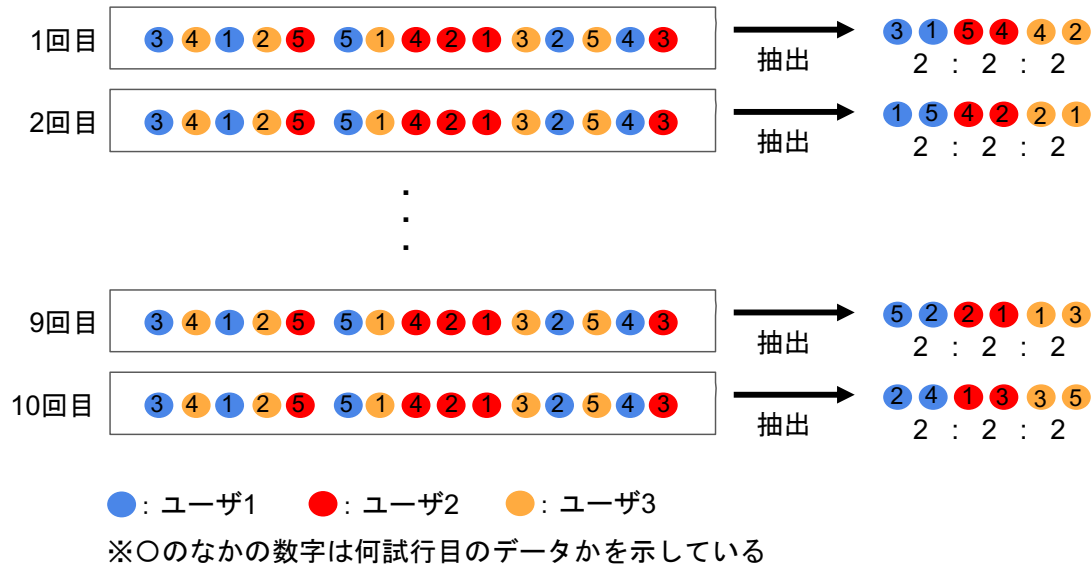


図 5.8 10 分割交差検証の例

として用いる。

## 5.2.2 評価指標

本研究で目指す個人識別器は、家電の設定操作においてユーザの利便性を高める目的で行われることから、認証とは異なり、認証のような精度を必要とはしていない。しかし、誤って識別されてしまうことが続くとユーザに手間をかけることになり、利便性が低下する。そこで、識別失敗時における操作のやり直し回数にもとづいて識別器の正解率（Accuracy）の目標値を定めた。 $n$  回以内の試行で識別に成功する確率  $p$  は、

$$p = \text{Accuracy}^n \quad (5.1)$$

であるから、

$$\text{Accuracy} = \sqrt[n]{p} \quad (5.2)$$

である。

家電を操作した際に誤って識別されてしまい、もう一度操作をやり直すときを考えると、2 回のやり直し（合計 3 回の試行）までであればユーザの利便性は大きく損なわないと考えた。そのため、2 回までのやり直しを許容するものとする、3 回目（ $n = 3$ ）までに成功する確率が十分に大きくなればよい。

識別成功確率を 0.99 以上とすると、 $0.784 < \text{Accuracy}$  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 80% 以上と設定した。

### 5.3 提案する特徴量を用いた識別器の評価

各特徴量の評価を行うために、取得した被験者 12 人分のデータセットを用いて機械学習により識別器を生成した。特徴量の評価において、データセットはすべて同じものを使用している。

関連研究で用いられている特徴量のみの場合と、本研究で提案する特徴量を用いた場合の評価結果を報告する。

まず、関連結果で用いられている以下の 7 個の特徴量 [7,8] を用いて識別器を生成し、その識別器の評価を行った。

- マウス操作に要した時間
- カーソル速度の平均
- カーソル速度の中央値
- カーソル速度の標準偏差
- カーソル加速度の平均
- カーソル加速度の中央値
- カーソル加速度の標準偏差

評価の結果、混同行列は図 5.9 に示すとおりになり、その正解率は 79.0% であった。

次に、予備実験により各特徴量の評価を行い、識別に適切であると判断した以下の 8 個の特徴量を用いて識別器を生成し、その評価を行った。

- マウス操作に要した時間
- カーソル速度の平均
- カーソル速度の中央値
- カーソル速度の標準偏差
- 軌跡サイズの  $x$  軸の大きさ
- 軌跡サイズの  $y$  軸の大きさ
- 操作の開始から終了までの総移動距離
- データ取得数

評価の結果、混同行列は図 5.10 に示すとおりになり、その正解率は 90.3% であった。

以上より、関連研究で用いられている特徴量を用いた場合よりも本研究で提案する特徴量を用いた場合の方が識別精度が高いという結果が得られた。関連研究では、侵入者検知や継続認証を行う目的で設定された特徴量であり、本実験ではマウスのクリック操作などは特徴量として用いることができなかった。そのため、関連研究で得られた精度とは単純に比較することはできないが、本研究で提案する特徴量がスリープ復帰時のマウス操作においては識



別精度の向上に貢献していると言える。

## 5.4 識別人数の違いによる影響

本研究で目指すくみは家族のような少人数で使われることを想定しているため、実際に 12 人で使われることはない。そのため、本研究で想定する一般的な家族の人数を 4 人と設定し、4 人分のデータを用いた評価を行った。まず、12 人の被験者データから、無作為に 4 人を抽出し、その 4 人のデータを用いて生成した識別器の評価を行う。次に、別な組み合わせの 4 人を無作為に抽出し同様に評価を実施する。同様に、12 人から 4 人を抽出する組み合わせ全通りに対して評価を実施し、その平均の結果を報告する。

図 5.11 に、その混同行列を示す。ただし、図 5.11 のラベルは、無作為に抽出したときの順番を示しているに過ぎなく、特に意味を持つラベルではない。この時の正解率は 96.5% であった。

5.3 の結果より、12 人を識別する場合の正解率は 90.3% であったのに対し、4 人を識別する場合の正解率は 96.5% であった。以上より、実際に本提案システムが使用されるときに少人数による識別においては、評価基準を大きく上回る識別精度が得られている。

しかし、図 5.10 を見ると数か所のユーザ間で 5% 以上の誤った識別が行われている。特に、ユーザ 3 とユーザ 7 との間、ユーザ 5 とユーザ 6 との間で誤って識別が行われている。数回分の試行について軌跡をグラフ化し、比較して確認したところマウスを左右に往復させる操作を行っており、その往復幅と 1 試行当たりに往復させる回数がほぼ同じであった。この場合、移動距離も軌跡サイズもほぼ等しくなってしまう、違いが表れる特徴量が限られてしまうため識別精度が下がっていると考えられる。動作が似ている人が存在するという事は、家族間という少人数においても動作が似るといえることが起こりうる。これに対しては今後とも検討を行う必要がある。例えば、新たな特徴量を検討し追加することや、使われる環境によって使用する特徴量を自動で変更するというような対応策が考えられる。

## 5.5 学習データ数の違いによる影響

5.3 および 5.4 での評価では、100 試行分のデータを用いて検証した。しかし、実環境において利用される場合を考えると 100 回スリープから復帰してようやく識別が開始されることを意味しており、学習に使用する試行数の削減が必要である。

そこで、使用するデータ数を段階的に減らして学習した場合の識別性能への影響を検証した。学習方法は 5.3, 5.4 と同様に SVM を用いて行った。学習用のデータを 9 割、評価用のデータを 1 割としている。評価に使用した被験者数は 5.3, 5.4 と同じく 12 人であり使用したデータセットも同じである。12 人の中から 4 人を抽出する組み合わせ全通りに対して行い、その平均の精度を求めた。表 5.1 にその結果を示す。

表 5.1 データ数と識別器の精度

合計データ数	学習データ数	評価データ数	識別器の正解率 (%)
100	90	10	96.5
90	81	9	96.5
80	72	8	96.3
70	63	7	96.1
60	54	6	95.8
50	45	5	95.8
40	36	4	95.3
30	27	3	94.9
20	18	2	94.8
10	9	1	92.2

以上の結果より、学習データ数を 10 回程度まで減らしたとしても識別器の識別精度は 92.2% であり、目標としている識別精度を大きく上回っている。10 回程度で学習が可能である場合、1 日 1~2 回スリープから復帰するとした場合には 3~4 日で学習が完了することとなる。3~4 日で利用可能であれば、本提案システムは有用であると言える。

データを段階的に減らす評価においては、連続して取得したデータを用いている。このようにして学習データを設定した場合、識別精度は 92.2% であり、高い精度での識別が可能であった。しかし、時間を空けて動作を行った場合に動作が変化するという可能性が残る。その場合は、10 試行分の少ない回数では識別精度が低下する可能性がある。今後はマウス操作に経時変化が存在するかについて検証を行い、もし経時変化がみられる場合には特徴量の再検討や学習データ数を増やす、データを取得するたびに識別器の再学習を行うなどの対策方法を検討する。

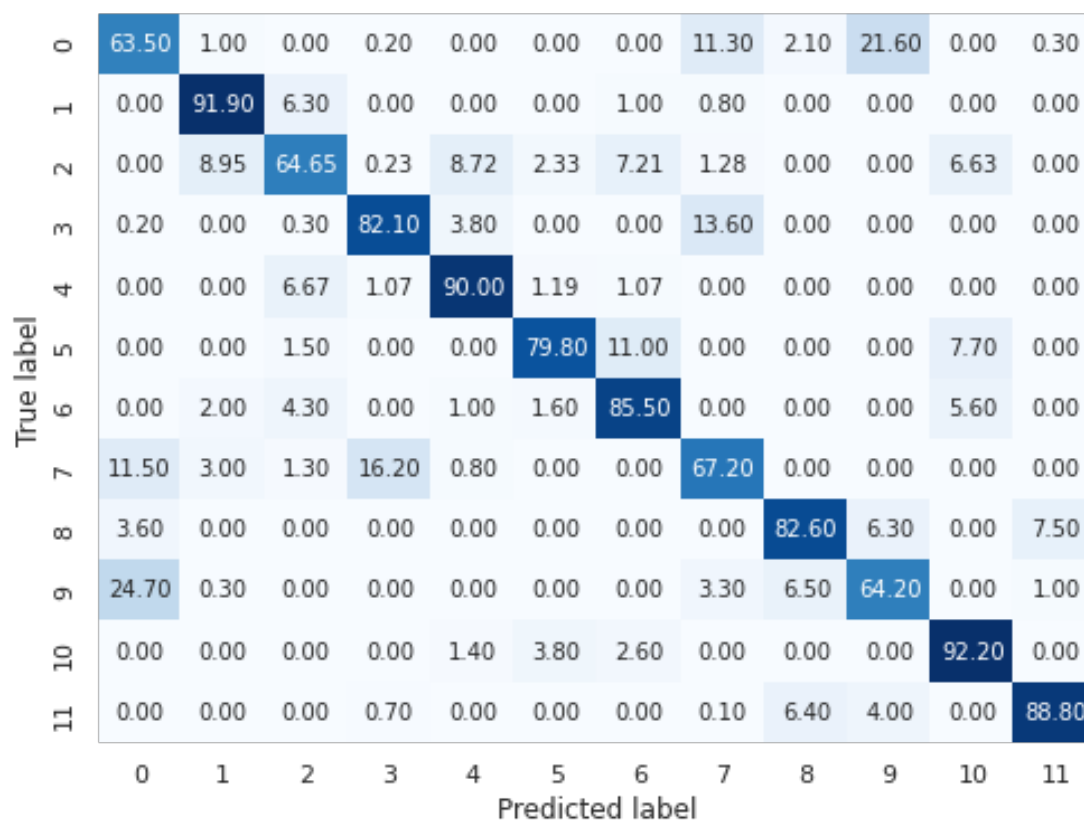


図 5.9 12 人の識別器の評価結果を示す混同行列（関連研究の特徴量を用いた場合）

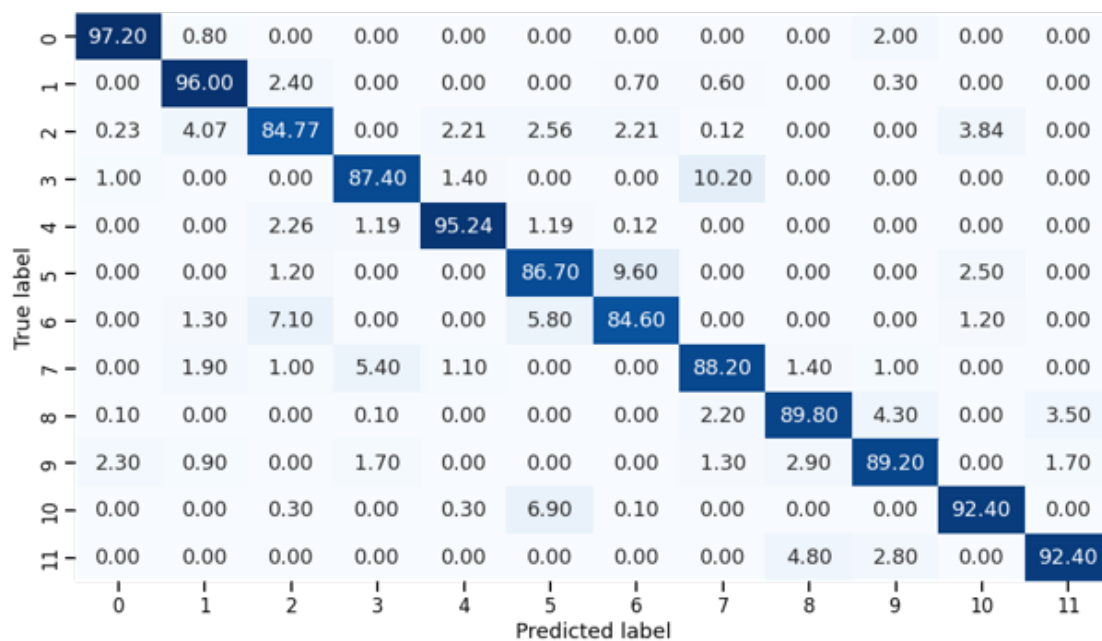


図 5.10 12 人の識別器の評価結果を示す混同行列（提案する特徴量を用いた場合）

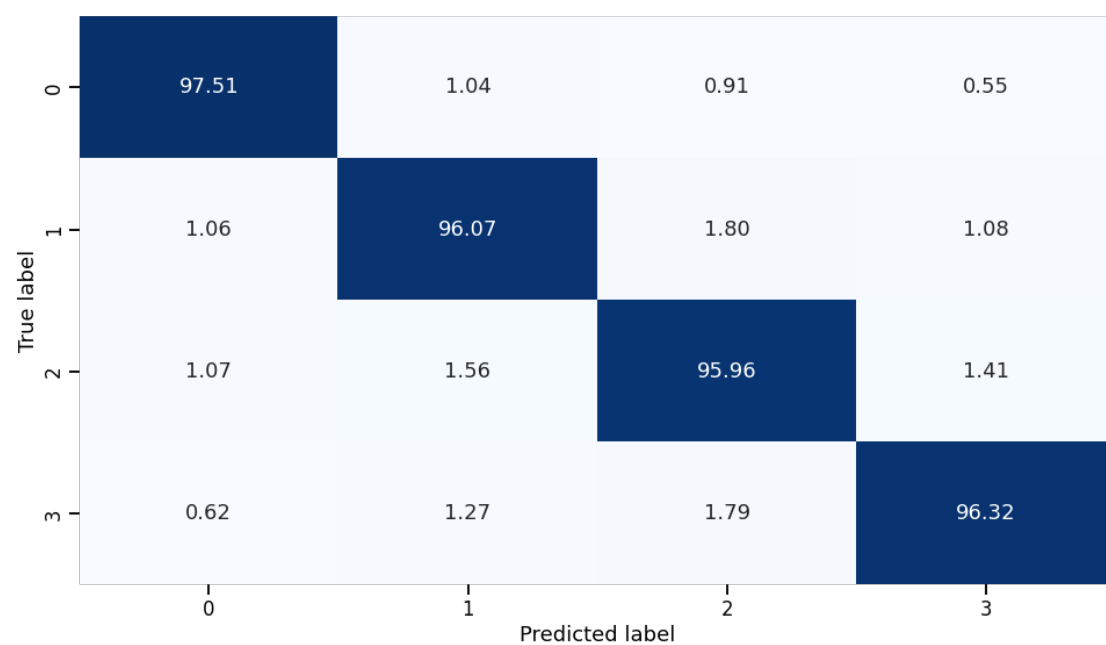


図 5.11 4 人の識別器の評価結果を示す混同行列（提案する特徴量を用いた場合）

## 第 6 章

# 結論

### 6.1 まとめ

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、個人識別を行うことで各種設定をシステムが自動で行ってくれるしくみを目指す。ただし、家電における個人識別手法として認証技術は適さないことから、日常的に行う家電操作をセンシングし、センタデータから特徴量を抽出することにより個人識別を行った。本論文では様々な家電操作のうち、「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、その実現性を示した。

予備実験により、数人のユーザからデータを収集し、特徴量重要度や SHAP 値を参考にして、識別に適している特徴量を選択した。予備実験により決定した特徴量について被験者 12 人分のデータを用いて評価実験を行った結果、関連研究で用いられている特徴量で学習したときの識別精度が 79.0% であったのに対し、本論文で提案する特徴量を用いた場合の識別精度は 90.3% であった。この結果から、関連研究で用いられている特徴量よりも、本研究で提案する特徴量のほうが、スリープ復帰時のマウス操作による個人識別では優れていると言える。

本検証の様々な条件を変更した場合にどのような影響が出るかについても検証した。まず、実際に本システムが使用されるのは家族のような少人数であることから 4 人での評価を行った。その結果、12 人による識別精度が 90.3% であったのに対し、4 人のときの識別精度は 96.5% であり、評価基準を大きく上回っている。次に、使用するデータ数を削減した。100 試行のデータを使用した場合は識別精度が 96.5% であったのに対し、10 試行のデータを使用した場合は 92.2% であった。データを減らした場合でも評価基準を超えており、許容される値である。

以上より、デバイスを動かす操作においては十分実用的な識別精度が得られることを示した。

## 6.2 今後の課題

今後の課題として、動作の経時変化についてより詳細に調査する必要がある。もし、経時変化がない場合は識別器の生成後に学習を続ける必要はないが、経時変化が強く見られる場合は、識別するフェーズにおいても識別器の学習を続けてアップデートしていく必要が考えられる。ほかにも、経時変化がある特徴量とない特徴量がある場合にはそれぞれに対して対応することも検討する必要がある。

以上の検討を終えた後は、「デバイスを動かす」という操作以外についても個人識別の実現性を示す必要がある。本論文において実施したマウス操作による識別では、操作の中に正解ラベルを得られる行動があるため自動的に学習を行うことができるが、正確な正解ラベルを得られない操作において自動的に学習を行う方法についても検討を行う。

## 謝辞

本研究を進めるにあたり，研究テーマの選定から発表資料への添削，研究内容に関する毎週のゼミなどにおいて熱心にご指導していただきました公立はこだて未来大学システム情報科学部情報アーキテクチャ学科の稲村浩教授と石田繁巳准教授，京都橘大学工学部情報工学科の中村嘉隆准教授に心から感謝いたします。また，研究に関するアドバイスをしていただき，実験にも協力していただいた稲村研究室の皆様にも深く感謝いたします。

## 発表・採録実績

### 研究会（査読なし）

- [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. 情報処理学会研究報告, モバイルコンピューティングと新社会システム研究会, vol.2021-MBL-101, no.21, pp.1-6, December 2021.



## 参考文献

- [1] iPhone や iPad Pro で Face ID を使う. <https://support.apple.com/ja-jp/HT208109>.
- [2] iPhone や iPad で Touch ID を使う. <https://support.apple.com/ja-jp/HT201371>.
- [3] 富士通製 arrows NX F-02H. <http://www.fmworld.net/product/phone/f-02h/>.
- [4] 出入国審査がスピーディーに！海外出張・海外旅行に便利な「自動化ゲート」：政府広報オンライン. <https://www.gov-online.go.jp/useful/article/201009/5.html>.
- [5] 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, December 2005.
- [6] Sang-Min Shin and Minsoo Kim. PC User Authentication using Hand Gesture Recognition and Challenge-Response. *JOURNAL OF ADVANCED INFORMATION TECHNOLOGY AND CONVERGENCE*, Vol. 8, No. 2, pp. 79–87, December 2018.
- [7] Dong Qin, Shen Fu, George Amariuca, Daji Qiao, and Yong Guan. MAUSPAD: Mouse-Based Authentication Using Segmentation-Based, Progress-Adjusted DTW. In *2020 IEEE 19th International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications (TrustCom)*, pp. 425–433, December 2020.
- [8] Patrick Bours and Christopher Johnsrud Fullu. A Login System Using Mouse Dynamics. In *2009 Fifth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, pp. 1072–1077, September 2009.
- [9] Yo-Hoon Hong, Seung June Song, and Jungkyu Rho. Real-time Tracking and Identification for Multi-Camera Surveillance System. *International Journal of Internet, Broadcasting and Communication*, Vol. 10, No. 1, pp. 16–22, 2018.
- [10] Lei Wang, Du Q. Huynh, and Piotr Koniusz. A Comparative Review of Recent Kinect-Based Action Recognition Algorithms. *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 29, pp. 15–28, 2020.
- [11] Jonathan Then Sien Phang and King Hann Lim. Real-Time Multi-Camera Multi-Person Action Recognition using Pose Estimation. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Machine Learning and Soft Computing - ICMLSC 2019*, pp. 175–180, Da Lat, Viet Nam, 2019. ACM Press.

- [12] Thi Thi Zin, Ye Htet, Yuya Akagi, Hiroki Tamura, Kazuhiro Kondo, Sanae Araki, and Etsuo Chosa. Real-Time Action Recognition System for Elderly People Using Stereo Depth Camera. *Sensors*, Vol. 21, No. 17, p. 5895, January 2021.
- [13] Xuan Wang and Jiro Tanaka. GesID: 3D Gesture Authentication Based on Depth Camera and One-Class Classification. *Sensors*, Vol. 18, No. 10, p. 3265, October 2018.
- [14] Jagmohan Chauhan, Yining Hu, Suranga Seneviratne, Archan Misra, Aruna Seneviratne, and Youngki Lee. BreathPrint: Breathing Acoustics-based User Authentication. In *Proceedings of the 15th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, MobiSys '17, pp. 278–291, New York, NY, USA, 6 月 16, 2017. Association for Computing Machinery.
- [15] Li Lu, Jiadi Yu, Yingying Chen, Hongbo Liu, Yanmin Zhu, Linghe Kong, and Minglu Li. Lip Reading-Based User Authentication Through Acoustic Sensing on Smartphones. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, Vol. 27, No. 1, pp. 447–460, February 2019.
- [16] Akarsh Pokkunuru, Kalvik Jakkala, Arupjyoti Bhuyan, Pu Wang, and Zhi Sun. NeuralWave: Gait-Based User Identification Through Commodity WiFi and Deep Learning. In *IECON 2018 - 44th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, pp. 758–765, October 2018.
- [17] Li Sun, Souvik Sen, Dimitrios Koutsonikolas, and Kyu-Han Kim. WiDraw: Enabling Hands-free Drawing in the Air on Commodity WiFi Devices. In *Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, MobiCom '15, pp. 77–89, New York, NY, USA, 9 月 7, 2015. Association for Computing Machinery.
- [18] Heba Abdelnasser, Khaled Harras, and Moustafa Youssef. A Ubiquitous WiFi-Based Fine-Grained Gesture Recognition System. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, Vol. 18, No. 11, pp. 2474–2487, November 2019.
- [19] Yan Wang, Jian Liu, Yingying Chen, Marco Gruteser, Jie Yang, and Hongbo Liu. E-eyes: Device-free location-oriented activity identification using fine-grained WiFi signatures. In *Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, MobiCom '14, pp. 617–628, New York, NY, USA, 9 月 7, 2014. Association for Computing Machinery.
- [20] 三木光範, 長谷川翔太郎, 小野景子, 下村浩史. Kinect を用いたジェスチャ検出による照明の制御. 人工知能学会全国大会論文集, Vol. JSAI2012, pp. 3L1R126–3L1R126, 2012.
- [21] Shixun Yan, Yonghoon Ji, and Kazunori Umeda. A system for home appliance

- operation by hand waving in a user-definable command space. In Christophe Cudel, Stéphane Bazeille, and Nicolas Verrier, editors, *Fourteenth International Conference on Quality Control by Artificial Vision*, p. 27, Mulhouse, France, July 2019. SPIE.
- [22] Lei Jing, Kaoru Yamagishi, Junbo Wang, Yinghui Zhou, Tongjun Huang, and Zixue Cheng. A Unified Method for Multiple Home Appliances Control through Static Finger Gestures. In *2011 IEEE/IPSJ International Symposium on Applications and the Internet*, pp. 82–90, July 2011.
- [23] 西田佳史, 本村陽一, 北村光司, 山中龍宏. 子どもの事故予防のための日常生活インフォマティクス. バイオメカニズム学会誌, Vol. 33, No. 1, pp. 16–22, 2009.
- [24] 磯優花, 加藤康男, 長谷川大, 佐久田博司. 人体通信を用いた家庭内における子どもの危険予測通知システム. 第 77 回全国大会講演論文集, Vol. 2015, No. 1, pp. 335–336, March 2015.
- [25] Shrirang Mare, Reza Rawassizadeh, Ronald Peterson, and David Kotz. Continuous Smartphone Authentication using Wristbands. In *Proceedings 2019 Workshop on Usable Security*, San Diego, CA, 2019. Internet Society.
- [26] Jinghao Zhao and Jiro Tanaka. Hand Gesture Authentication Using Depth Camera. In Kohei Arai, Supriya Kapoor, and Rahul Bhatia, editors, *Advances in Information and Communication Networks*, Vol. 887, pp. 641–654. Springer International Publishing, Cham, 2019.
- [27] Margit Antal and Norbert Fejér. Mouse dynamics based user recognition using deep learning. *Acta Universitatis Sapientiae, Informatica*, Vol. 12, No. 1, pp. 39–50, July 2020.
- [28] Khandaker Abir Rahman, Ryan Moormann, Danielle Dierich, and Md. Shafaeat Hossain. Continuous User Verification via Mouse Activities. In Andrzej Dziech, Mikołaj Leszczuk, and Remigiusz Baran, editors, *Multimedia Communications, Services and Security*, Communications in Computer and Information Science, pp. 170–181, Cham, 2015. Springer International Publishing.
- [29] Chao Shen, Yufei Chen, Xiaohong Guan, and Roy A. Maxion. Pattern-Growth Based Mining Mouse-Interaction Behavior for an Active User Authentication System. *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing*, Vol. 17, No. 2, pp. 335–349, March 2020.
- [30] Silvio Barra, Mirko Marras, and Gianni Fenu. Continuous Authentication on Smartphone by Means of Periocular and Virtual Keystroke. In Man Ho Au, Siu Ming Yiu, Jin Li, Xiapu Luo, Cong Wang, Aniello Castiglione, and Kamil Kluczniak, editors, *Network and System Security*, Lecture Notes in Computer Science, pp. 212–220, Cham, 2018. Springer International Publishing.

- [31] Quanzhu Yao, Jiayu Zhao, Zhihai Yang, Rong Fei, Lijing Yan, and Yi Wang. Identity Authentication based on User Mouse Behavior. In *2020 International Conference on Virtual Reality and Intelligent Systems (ICVRIS)*, pp. 571–577, July 2020.
- [32] Sklearn.preprocessing.StandardScaler. <https://scikit-learn/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.StandardScaler.html>.
- [33] Leo Breiman. Random Forests. *Machine Learning*, Vol. 45, No. 1, pp. 5–32, October 2001.
- [34] Sklearn.ensemble.RandomForestClassifier. <https://scikit-learn/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestClassifier.html>.
- [35] Scott Lundberg and Su-In Lee. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. *arXiv:1705.07874 [cs, stat]*, November 2017.