

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

須田 恭平¹ 石田 繁巳¹ 稲村 浩¹ 中村 嘉隆²

概要：共同生活を行う中で、複数人で共用する家電が多く存在する。このような家電では自分以外の人が使うたび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、「家電の操作」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、適切な設定を自動的に行う仕組みの実現を目指す。家電を操作する際の「入力デバイスを動かす」「ボタンを押す」などの操作には個人差が生じることが予想されるため、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により操作を行った人物を識別する。本稿では、家電の操作の一例として「PCをスリープから復帰させる際のマウス操作」において人物識別を行った結果を報告する。使用する特徴量を人物識別精度に基づいて取捨選択することで人物識別に有用な特徴量の検討を行った結果、マウスカーソルの移動距離や操作に要した時間などの特徴量を用いることで、4人の人物をEER=2.5%、12人の人物をEER=10.0%で識別できた。

キーワード：家電操作、人物識別、マウス操作、教師あり学習。

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

KYOHEI SUDA¹ SHIGEMI ISHIDA¹ HIROSHI INAMURA¹ YOSHITAKA NAKAMURA²

Abstract: There are many home appliances shared by multiple people when living together. For such home appliances, we need to switch each person's configuration on every use. We are developing an automatic home appliance configuration system that automatically restores users' configuration by recognizing a user based on the user's home appliance control operations. We assume that home appliance control operations, such as *moving an input device* and *pushing a button*, include slightly different movements depending on users. The automatic configuration system extracts features describing users' differences from sensing data derived while the user is operating a home appliance and estimates the user by a supervised learning algorithm. As a first step toward the automatic configuration system, this paper presents a user identification method based on a user's computer-mouse operation when resuming from the sleep state. As a result of examining the features useful for person identification by selecting the features to be used based on the person identification accuracy, EER=2.5% for 4 people and EER=10.0% for 12 people. As the feature amount, the feature amount such as the moving distance of the mouse cursor and the time required for the operation was used.

Keywords: Home appliance control operation, user identification, mouse operation, supervised learning

1. はじめに

家族のような複数人で生活する環境において、共用する

家電が多く存在する。このような家電は、使う人が変わるたびに設定の調整が必要である。例えば、テレビや電話機の音量調整、各種チャイルドロックの設定および解除、コーヒーメーカーにおける味の調整といった例が考えられる。このような設定の切り替えは、ユーザを識別して各ユーザの設定を読み込むことで自動化できる。

¹ 公立はこだて未来大学
Future University Hakodate, Hokkaido, Japan
² 京都橘大学
Kyoto Tachibana University, Kyoto, Japan

ユーザ識別については、指紋認証や顔認証などの各種認証技術でこれまでに実現されている。しかしながら、各種認証技術では特定の動作を行わなければならない。例えば、認証のために指紋センサに指を置いたり、カメラに顔を近づけたりする必要がある。このような認証動作は家電を操作する動作とはかけ離れており、ユーザにとって手間となる。

これに対し、本研究では日常的な家電の操作から、ユーザに設定登録や選択をさせることなく個人識別を行うことを目指す。基本的な流れとしては、家電の調整は個人識別を行い各ユーザの設定を読みこむことで行われる。ただし、個人識別の手法として「入力デバイスを動かす」「ボタンを押す」というような日常的に行われる家電の操作を用いることで、ユーザの手間にならない個人識別を実現する。もし日常的な家電の操作による個人識別が実現できた場合には、学習方法の検討を行い、ユーザに設定登録などをさせることなく、家電を使っているだけで自動で個人識別を開始してくれるような仕組みの実現を目指す。

本稿では、日常的な操作による個人識別の実現に向けた初期的検討として、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。

どのような特徴量に個人差が強く現れるかを明らかにすることを目的として、実環境におけるマウス操作ログを取得して種々の特徴量を抽出し、個人識別精度を評価した。その結果、移動距離、操作に要した時間などの特徴量を用いることで平均等価エラー率 (EER: Equal Error Rate) が被験者 4 人の場合で 2.5%、被験者 12 人の場合で 10.0% という精度で個人を識別できることを確認した。

本稿の構成は以下の通りである。2 ではマウス動作を用いた個人識別に関する関連研究を示し、3 で PC のスリープ復帰時におけるマウス動作による個人識別手法について示す。4 で評価を行い、最後に 5 でまとめとする。

2. 関連研究

マウス操作から個人識別を行う研究として、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侵入者検知の研究が報告されている [1]~[5]。Antal らは、マウス操作の動きを限定せず、自由に使用の中で侵入検知を行う手法を報告している [1]。PC を特段の指定なく 1 時間操作したときのマウスの速度値を取得し、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。しかしながら、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基づいて識別する手法を示している [2]。しかしながら、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 [3]。しかし、他の研究と比べてもマウスホイールの情報を取得するなど、多種類のデータを扱っている。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全く指定されていない点にあると考えられる。利便性を損なわないことを念頭に置きつつ、識別に用いる動作を限定する必要がある。

侵入者検知以外の研究として、PC のログイン時に個人識別を行う研究が報告されている [6], [7]。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]。これらの報告では、ユーザに特定のタスクを行わせる必要がある、ユーザにとって手間であるという問題が残る。

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、常に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行われていないことから、人数を増やして検証を行う必要がある。

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ている。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。

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手法

3.1 想定環境

本稿で提案するマウス操作による個人識別手法は、家庭で 1 つの PC を共用する利用環境を想定している。PC は、ノート PC のように持ち運ばれるものではなく、デスクトップ PC のように基本的に据え置いて使われるものとする。識別における人数は、一般的な家庭として 4 人程度

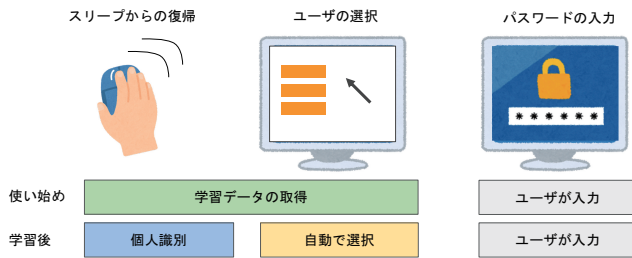


図 1 個人識別の概要

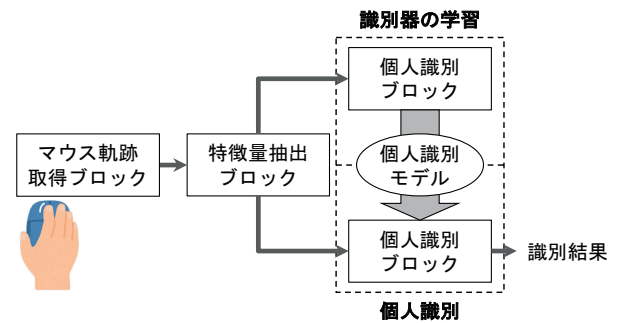


図 2 マウス操作データを用いた個人識別システムの概要

の少人数である。

3.2 個人識別システムの概要

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の基本アプローチは、個人識別に有用な特徴量を取捨選択することである。取得したデータから動作にかかった時間やカーソル速度などの特徴量の計算を行い、機械学習アルゴリズムを用いて学習を行うことで個人識別器を生成する。

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。複数のユーザで共用される PC においては、ログイン時にユーザ選択が必要であり、本稿では、このユーザ選択を自動化する。

一般に、PC のスリープ復帰時にユーザは以下の順番で操作を行う。

- (i) マウスを動かして PC をスリープから復帰
- (ii) ユーザを選択
- (iii) パスワードの入力

このうち (i) 及び (ii) についてマウス操作時のマウス軌跡及びユーザ選択結果を取得し、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推定する識別器を構築する。識別器が構築された後は、ユーザがマウスを動かすとユーザが識別され、PC 上でユーザが自動的に選択される。学習、ユーザの識別のいずれの段階においてもユーザは普段と同じ操作を行うだけでよい。

図 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でユーザがマウスを操作したときのマウス軌跡データを取得し、特徴量抽出ブロックにおいてマウス軌跡データから教師あり学習で用いる特徴量を計算する。最後に、個人識別ブロックにおいて特徴量抽出ブロックで計算した特徴量を用いて教師あり学習により PC を操作したユーザを識別する。

以下では各ブロックについて詳述する。

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のデータ取得する。

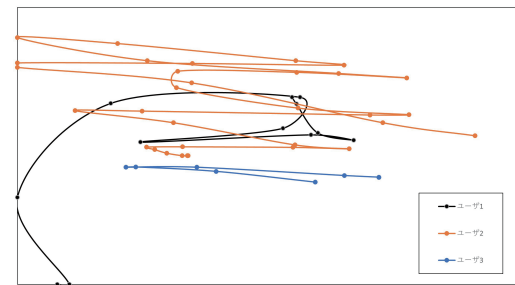


図 3 マウスの操作軌跡

マウス移動軌跡データは、マウスの 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。マウスの操作によってマウスカーソルが移動した際に、マウスカーソルの画面上の座標の変化を時刻とともに記録することで、軌跡情報を保存する。マウスカーソル座標の取得は一定間隔に行う必要はなく、OS から変化を通知された場合に行う。

3.4 特徴量抽出ブロック

特徴量抽出ブロックでは、マウス軌跡データからマウスの動かし方に関する特徴量を抽出する。表 1 に、抽出する特徴量を示す。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とから、13 個の特徴量を抽出する。

表 1 特徴量	
特徴量	個数
マウス操作に要した時間	1
カーソル速度の平均・中央値・標準偏差	3
カーソル加速度の平均・中央値・標準偏差	3
軌跡サイズの x 軸, y 軸の大きさ	2
最初に動かした x 軸方向, y 軸方向	2
操作の開始から終了までの総移動距離	1
データ取得数	1

これらの特徴量は、マウス操作の予備実験の結果から決定した。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」という指示を与えて数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。

図 3 に、予備実験で取得したマウス操作軌跡の一例を示す。図中の 3 本の線は、3 人の被験者が操作した際のマウ

ス軌跡をそれぞれ示している。この図及び被験者が実際にマウスを動かしている場面を観察したところ、マウスを動かす幅の違いや、マウスを持ち上げる動作の有無が確認できた。そのため、1 試行当たりのデータの取得数と、操作に要した時間を特徴量に入れることとした。1 試行当たりのデータ取得数とは、1 回の操作に関する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、すなわち OS からのマウス位置変化の通知回数である。マウスが宙に浮いている間は操作に要した時間は増加するが、カーソルが動かないためデータ取得数は増加しない。マウス操作に要した時間及びデータ取得数を用いることで、マウスを持ち上げる動作の有無を識別できる。カーソルの速度及び加速度の平均・標準偏差は、関連研究で多用されていることから本研究でも採用した。そのほかに個人差が表れそうな特徴量として、総移動距離や最初に動かす方向を追加した。

これらの特徴量の有効性は、4.6 において検証する。

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。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, 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、本稿では扱う特徴量の次元数が少ないことから初期的検討として Linear カーネルを用いた SVM を採用する。SVM を用いるため、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。

4. 評価

提案手法の実現可能性を示すため、スリープ復帰時を模した環境を作成し、その環境においてマウス操作データを取得する実験を行った。実験により取得したマウス操作データを使用し、人物識別器の性能を評価した。

4.1 実験環境

図 4 にマウス操作データ取得実験の環境を示す。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。

データの取得について説明する。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。図 5 に示す通り、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。本実験では、1 人の被験者に対し複数回分の操作を取得する。1 回の試行が終了した後、ス



図 4 実験環境



図 5 実験時の画面遷移

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仕組みにした。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、より詳細に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。HTML および Javascript を使用することで、およそ 0.02 秒間隔でマウス操作データの取得を可能にした。取得したデータには、試行回数、実験開始からの経過時間、カーソルの x , y 座標のデータが含まれている。

データをより正確に取得するため、OS によるマウスの加速設定や、マウスポインタを表示しないなどの設定を行った。なお、本実験で使用した機材は、ASUS VivoBook 15 X512DA-BQ1136TS, MX Anywhere 3 である。

4.2 実験手順

被験者をイスに着席させ、被験者の前に置いた PC を操作させることでマウスの軌跡を取得した。スリープ状態を模した黒色画面が表示されている PC を「スリープから復帰させるつもりで」という指示を与えてマウスを操作してもらい、マウスの操作を検出したら白色画面に遷移させることで PC 復帰動作を模擬した。白色画面に遷移したときに被験者にはマウスから手を離してもらい、数秒後に黒色画面に遷移させた。実験時の画面遷移については 5 にも示している。このようなマウスの操作を 100 回繰り返して行った。本実験の被験者は 12 人であった。なお、本稿で

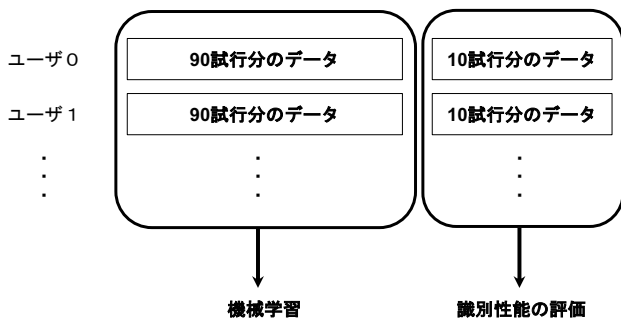


図 6 データの分割

示す評価に用いた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。

4.3 取得したデータの評価

評価では、10 分割交差検証を 10 回繰り返して EER を評価した。図 6 に示す通り、各被験者の 100 試行のデータを 10 分割し、9 割を識別器の学習に、1 割を評価に用いた。10 分割交差検証は被験者ごとに無作為に並べ替えたデータに対して 10 回繰り返して行った。

4.4 識別の性能目標

識別失敗時はユーザは動作をやり直す必要があることから、やり直し回数に基づいて EER 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、EER を用いて

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

であるから、

$$\text{EER} = \sqrt[n]{1 - p} \quad (2)$$

である。2 回までのやり直しを許容するものとする、 $n = 3$ 回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 $\text{EER} < 0.216$ となることから、EER の目標値は 0.20 以下、すなわち 20% 以下と設定した。

4.5 評価結果

被験者 12 人分のデータを用いて評価を行った。まず、関連研究で用いられている以下の 7 個の特徴量のみを用いて評価を行った。

- 所要時間
- 速度の平均, 中央値, 標準偏差
- 加速度の平均, 中央値, 標準偏差

その混同行列を図 7 に示す。この時の EER は 21.0% であった。

図 8 に、12 人の被験者を識別した場合の混同行列を示す。EER は 10.0% であった。この結果から、本稿で追加した特徴量が識別器の性能向上に貢献しているといえる。た

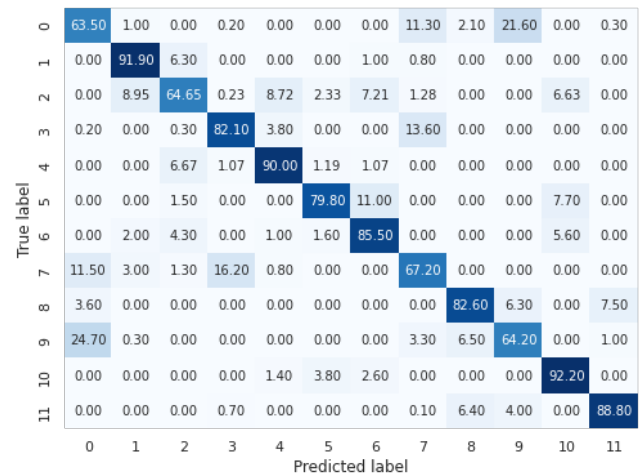


図 7 混同行列（被験者 12 人による評価）

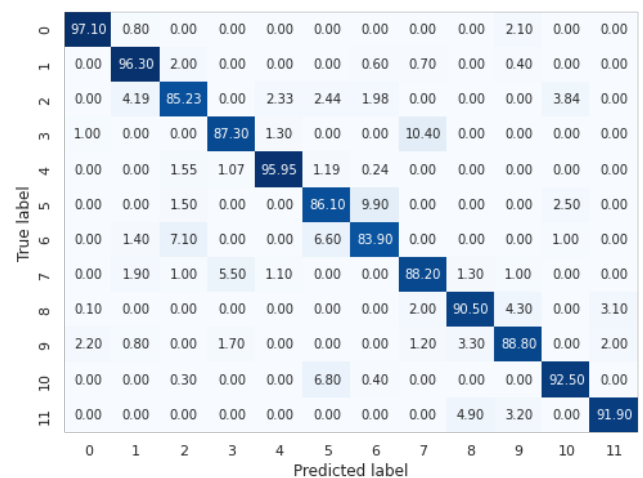


図 8 混同行列（被験者 12 人による特徴量を追加した評価）

だし、図より、ユーザ 3 とユーザ 7 との間のように数か所のユーザ間で 5~10% の割合で識別に失敗している部分が残っている。

次に、本研究の想定環境を 4 人としていることから、4 人分のデータを用いた評価を行った。12 人の被験者データから、無作為に 4 人抽出した評価を、複数回繰り返した平均の結果を報告する。図 9 に、その混同行列を示す。EER は 2.5% であった。図より、目標とする識別器の性能（EER が 20% 以下）を大幅に上回っていることが分かる。3 に示した特徴量を用いることで 4 人程度であれば十分に高い精度で識別を実現できると言える。

4.6 特徴量の評価

特徴量の検討にあたり、特徴量重要度を評価した。特徴量重要度は、決定木をベースにしたアルゴリズムである Random Forest を用いて識別器を学習することで取得した。表 2 にその特徴量重要度を示す。表 2 より、本稿で追加した所要時間や軌跡サイズなどの特徴量の重要度が高いことが分かる。この結果から、マウスを動かす速度によ

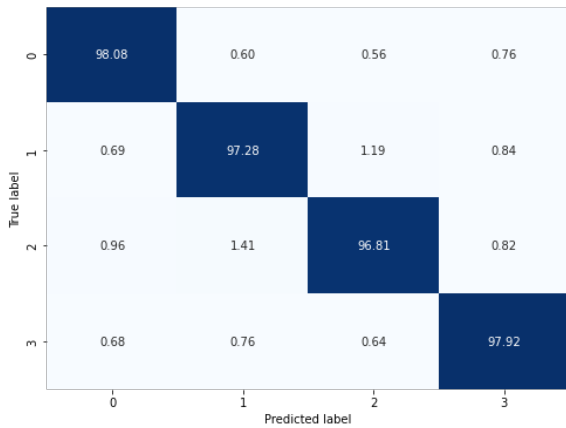


図 9 混同行列 (被験者 4 人による評価)

表 2 特徴量重要度

特徴量	重要度
移動距離	0.1540
軌跡サイズ (y 軸)	0.1260
所要時間	0.1066
速度 (標準偏差)	0.1032
総データ数	0.0982
軌跡サイズ (x 軸)	0.0979
速度 (中央値)	0.0938
速度 (平均)	0.0895
加速度 (標準偏差)	0.0596
加速度 (平均)	0.0336
加速度 (中央値)	0.0169
最初に動かした x 軸方向	0.0147
最初に動かした y 軸方向	0.0061

る個人差よりも、マウス動作を行っている時間やどれくらい大きくマウスを動かすかに個人差が表れやすいと言える。しかし、加速度や最初に動かした方向という特徴量の重要度は低い。これは、同じユーザであっても動かし始める方向が右からのときもあれば左からのときもあり、特に定まっていなかったことなどが原因だと考えられる。

5. おわりに

本稿では、家電操作に基づいて個人を識別する手法として、PC をスリープから復帰させるときのマウス操作に基づいて個人を識別する手法を示した。本手法では、マウス操作時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、教師あり学習により個人を識別する。実験的評価により、被験者 4 人の場合で EER 2.5%、被験者 12 人の場合で EER 10.0% という精度で個人を識別できることを確認した。今後は、特定のユーザ間で識別に失敗している操作を比較し、特徴量の更新を行う必要がある。特徴量の更新は、特徴量重要度などを参考に行う。ただし、現状の目標とする数値を達成できていることから、今後は学習に必要なデータ数の削減なども行う。

謝辞 本稿で示した研究の一部は、科研費 (JP19KK0257,

JP20KK0258, JP21K11847) の助成で行われた。

参考文献

- [1] 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).
- [2] Rahman, K. A., Moormann, R., Dierich, D. and Hossain, 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, Cham, Springer International Publishing, pp. 170–181 (2015).
- [3] Shen, C., Chen, Y., Guan, X. and Maxion, R. A.: 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 (2020).
- [4] 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, Cham, Springer International Publishing, pp. 212–220 (2018).
- [5] Yao, Q., Zhao, J., Yang, Z., Fei, R., Yan, L. and Wang, Y.: Identity Authentication based on User Mouse Behavior, *2020 International Conference on Virtual Reality and Intelligent Systems (ICVRIS)*, pp. 571–577 (2020).
- [6] Bours, P. and Fullu, C.: A Login System Using Mouse Dynamics, *IIH-MSP 2009 - 2009 5th International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, p. 1077 (2009).
- [7] Qin, D., Fu, S., Amariuca, G., Qiao, D. and Guan, Y.: MAUSPAD: Mouse-Based Authentication Using Segmentation-Based, Progress-Adjusted DTW, *2020 IEEE 19th International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications (TrustCom)*, pp. 425–433 (2020).