

平成 30 年 6 月 12 日現在

機関番号：23903

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2015～2017

課題番号：15K00188

研究課題名（和文）モバイル端末における免疫型センサ統合手法も用いた継続的なマルチモーダル認証

研究課題名（英文）Continuous Multimodal Authentication Using Immunity-based Sensor Fusion Method on Mobile Device

研究代表者

渡邊 裕司（WATANABE, Yuji）

名古屋市立大学・大学院システム自然科学研究科・准教授

研究者番号：60314100

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 2,300,000円

研究成果の概要（和文）：タッチ操作による個人識別では、被験者40名のタッチ操作履歴に対して、基本操作と文章閲覧において95%前後の個人識別率を達成した。また、半年間10回にわたる被験者11名の操作履歴に対して、ピンチ操作や文章閲覧では回数が増えても識別率が約95%であり変化しないことを確認した。加速度に基づく歩行時の個人識別では、平地歩行に階段昇降を加えた被験者15名の歩行データに対して、従来の43特徴に新たな特徴の追加と特徴選択を試みた結果、階段昇降において約5%の精度向上を確認した。さらに、免疫型診断モデルを用いたセンサ統合マルチモーダル認証を示した。

研究成果の概要（英文）：We identified 40 subjects using some machine learning algorithms based on touch operations history when they performed basic operation, text browsing, and web browsing on our Android application. The results showed that user identification rate reached about 95% for basic operation and text browsing. In addition, we recorded 10 touch operations histories of 11 subjects for a half year to examine the long-term changes. We confirmed that the correctly classified rates for pinch gestures and text browsing are almost constant as the number of experiments increases. From the 3-axes accelerometer data of 15 subjects when they walked not only on flat ground but also ascend and descend stairs, we extracted 52 features adding new features to the previous 43 features, and then selected the subset of the 52 features with small number and high accuracy. We confirmed that the accuracies of going upstairs and downstairs are improved by the feature selection.

研究分野：知能情報学、情報セキュリティ

キーワード：生体認証 情報セキュリティ 機械学習 モバイル端末 免疫型システム 行動的特徴 マルチモーダル

1. 研究開始当初の背景

スマートフォンなどのモバイル情報端末に含まれる多くの重要な個人情報は不正使用から守られなければならない。そのために4桁の Personal Identification Number: PIN やロックパターンを用いた認証あるいは指紋など身体的特徴を用いたバイオメトリクス認証が行われるが、これらは一般的に使用開始時に一度だけ行われることが多い。そのため、使用開始後には正規ユーザだけでなく不正使用者も自由にアクセスできてしまう。使用時に何度もPINなどを再入力させることは、ユーザを煩わせるだけで現実的ではない。本研究者が行ったアンケートでは使用開始時にすら認証しないユーザが2割弱いた。

そこで、個人の行動・操作の特徴や癖を用いた「行動的特徴に基づくバイオメトリクス認証」ならば、ユーザを煩わせることなく使用時も含めて継続的に監視が行える。ただし一般的な問題点として、ユーザの作業や心理状態や時間変化などの影響を受けやすく誤報が多いこと、認証すべき人数が増加するにつれて認証精度が悪くなることなどがある。パソコンではキーストロークなどに基づく認証研究が1990年代から広範に行われてきたが、モバイル端末における行動的特徴による認証は近年活発になってきた。例えば、2014年の最新研究として、Fengらによるタッチ操作による認証やPrimoらによる加速度センサを用いた歩容認証などがある。しかし、これらの研究の多くは単一モダリティによる認証に留まっており、各モダリティを統合したマルチモーダル認証は現時点ではほとんどない。Fengらの研究グループが、2011年においてマルチモーダル認証のコンセプトを提案しているが、実装及び実験にはまだ至っていない。

本研究者も、モバイル端末においてタッチセンサからタッチ操作時および加速度センサから歩行時の各ユーザの特徴を抽出して単一モダリティによる認証をすでに行い、マルチモーダル認証のコンセプトも発表している。また、タッチ操作に基づく認証では、被験者20名に対して本人拒否が多発するものの、ピンチアウトでは良い認証精度を達成した。さらに、加速度に基づく歩行認証では、端末をポケットに入れた場合、歩きながら通話する場合、歩きながらタッチ操作する場合に対して、被験者4名の予備実験の段階であるが、通話とタッチ操作の場合には認証精度の悪化を確認した。

2. 研究の目的

本研究では、モバイル端末において複数センサ(タッチセンサ、加速度センサ、GPS、カメラ、マイクなど)および端末やアプリケーション(以下アプリ)の使用履歴から、様々な使用状況下(タッチ操作時、通話時、歩行

時など)での各ユーザの操作や行動の特徴を抽出し、継続的かつバックグラウンドでマルチモーダル認証するシステムを目指す。そのために、まず現在行っている個々のモダリティを用いた認証に対して、精度を向上すべく以下の点を明らかにする。

- (1) 特徴抽出: 操作・行動履歴からどのような特徴を抽出すれば精度を向上できるか?
- (2) 認証アルゴリズム: 各ユーザの特徴から本人と他人を分別するためには、どの認証(分類)アルゴリズムを用いれば精度が良いか?

次に、個々のモダリティの認証精度を補いながら継続的に監視するために、複数モダリティを用いた認証結果の統合を試み、実験による検証を通じて、以下の点を明らかにする。

- (3) センサ統合: どのように各モダリティによる認証結果を統合するか? 研究者がこれまでに有用性を示した「免疫型診断モデル」を適用すれば、より高い精度が得られるか?
- (4) 実験と検証: 提案システムの評価のために、本システムをインストールしたモバイル端末を用いて、できるだけ多くの被験者に対して識別・認証実験を行う。評価指標として識別率、本人拒否率(正しい利用者本人を拒否する確率)、他人受入率(他人を本人として認識してしまう確率)等はどれくらいか?

3. 研究の方法

(1) タッチ操作による個人識別

タッチ操作記録アプリと操作履歴

本研究では、先行研究で我々が開発したAndroid用の「タッチ操作記録アプリ」を使用する。アプリ起動後の画面には「アンケート」「実験1」「実験2」「実験3」「実験終了」の5つのボタンがある。まず「アンケート」では、被験者に性別、年齢、スマートフォン使用年数、スマートフォンのセキュリティについて回答してもらう。次に「実験1」では、画面上で6個の基本タッチ操作(上下左右のスイープ、ピンチイン、ピンチアウト)を10回以上してもらう(基本操作)。そして「実験2」では、被験者が文章(例えば芥川龍之介の羅生門)を読む時のスクロール操作を記録する(文章閲覧)。さらに「実験3」では、いくつかの設問(例えば、第10代の日本の内閣総理大臣は誰か)に対する解答を探すためにWebページをブラウジングしてもらう(Webブラウジング)。最後に「実験終了」ボタンによりアプリを終了する。

本アプリでは「操作履歴」として、タッチイベント、イベント検出時の座標と時刻、タッチ点の数、各タッチ点のID、タッチ時の圧力、タッチされている範囲、端末の向きを継続的に取得できる。

操作特徴の抽出

本研究では、先行研究やFengらの研究に倣って、上記の「操作履歴」から6種類の「操

作」(上下左右の4方向のスワイプ、ピンチイン、ピンチアウト)を抽出する。スワイプ時の4方向は、指の移動角度によって自動判定する。そして、各「操作」に対して8個の「特徴」(移動距離、移動速度、移動角度、始点座標、終点座標、平均範囲)を求める。なお、ピンチは2本指の操作であるため16個の特徴である。そして、「操作特徴」にはばらつきがあるため、特徴の全データに対してオーバーラップを許したサイズ5のウィンドウに分割し、ウィンドウ毎に各特徴の平均値を計算して、識別・認証用のデータとする。

個人識別

上記の「操作特徴」の平均値に「分類アルゴリズム」を適用して識別や認証を行う。一つの分類子でどの被験者かを判別する「識別」に対して、被験者ごとに分類子をそれぞれ用意して被験者かそうでないかを判別する「認証」がある。本報告では「識別」についての結果を示す。

「分類アルゴリズム」は、Weka(Waikato Environment for Knowledge Analysis)の機械学習ツールから選ぶ。具体的には、ページアンネットワーク、決定木、ニューラルネットワーク、ランダムフォレストを使用する。各アルゴリズムに対して、Wekaの設定はデフォルトのままとし、10分割交差検証を用いる。評価指標として、正しく識別された割合である「識別率(%)」を求める。

(2) 加速度に基づく歩行時の個人識別

歩行記録アプリと前処理

先行研究では、iOS用アプリで取得したX, Y, Z軸の3軸加速度から43個の特徴を抽出してユーザを認証・識別した。世界的なシェアではiOSよりもAndroid OSの方が圧倒的に大きいため、本研究では、まずAndroid端末で歩行データを取得するアプリを作成する。端末の加速度センサから取得したデータから重力を除いて、さらに向きデータを用いて端末座標系(X軸が画面の横方向、Y軸が画面の縦方向、Z軸が画面の垂直方向)から地球座標系(X軸が東、Y軸が北、Z軸が上空)に変換し、端末の向きに依存しない周期的なデータを取得する。データサンプリングに関しては、先行研究のiOSアプリでは毎秒約100個のデータを記録したが、このAndroidアプリでは毎秒166個のデータを記録する。この歩行記録アプリは、加速度計だけでなくジャイロスコープや地磁気計などを時刻、加速度、重力、磁界、角加速度、向きを取得できるが、本研究では重力を除いた地球座標系の3軸加速度に着目する。

各実験において各被験者は廊下を一往復したり、踊り場のある階段を昇降したりする。ある被験者が端末をポケットに入れて歩いた時の重力を除いた地球座標系の3軸加速度の例を図1に示す。同図において、開始から約5秒までは被験者が端末をポケットに入れ

るところであり、約8秒後から歩き始めている。このようにまだ歩いていない期間は、識別に悪い影響を与えるため、前処理によって削除する。同様に廊下の端で進行方向を変えている前後の期間も前処理によって削除する。さらに、階段昇降時の踊り場での方向変換の期間も同様に削除する。

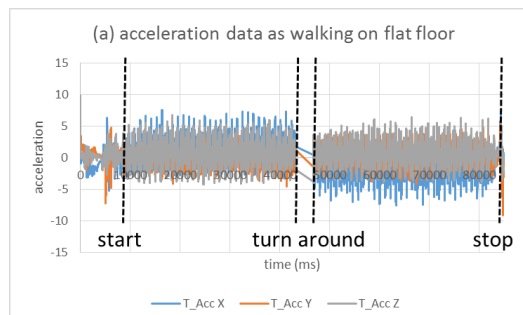


図1 Android 端末をポケットに入れて平地歩行した時の3軸加速度の例

特徴抽出と特徴選択

前処理された加速度の時系列データに対して、オーバーラップを許さないウィンドウに分割する。ウィンドウのサイズは300にする。本アプリでは毎秒約166個のデータを記録するために約2秒に相当する。

各ウィンドウの各軸の加速度データから抽出する特徴として、先行研究では43個の特徴を使用してきた。しかし、どの特徴が有効であるのか調べてこなかった。そこで、まず各ウィンドウの各軸300個のデータそれぞれから、従来の43個の特徴に加えて、Primoらの9個の特徴を加えて合計52個の特徴を抽出する。52個の特徴とは、平均値、標準偏差、平均偏差、平均合成加速度、ピーク間の時間、ビン分布、最大値、最小値、エネルギーである。

次に、上記の52個の特徴集合からできるだけ小さい一方で精度の高い部分集合を探すことを試みる。本研究では、Wekaに附属する「特徴(属性)選択」を使用する。Wekaの「特徴選択」には、様々な属性検証と検索方法を持った2つのアプローチ、すなわちフィルターアプローチとラッパーアプローチがある。前者は、特徴毎に評価値を算出して、閾値以上の特徴を残す。後者は、サンプリングした訓練データに対して、実際に分類アルゴリズムを適用し、それぞれの部分特徴集合に対して分類精度を求めて、精度が最高の部分集合を選択する。本研究では、属性検証にWrapperSubsetEvalを、検索方法にBestFirstを設定したラッパーアプローチを用いる。分類アルゴリズムには、研究成果で示すように識別率が最も良かったランダムフォレストを使用する。

個人識別

上記の特徴に対して「分類アルゴリズム」を適用し、どの被験者かの識別を試みる(も

ちろん本人か他人かの認証も可能である)。「分類アルゴリズム」は、タッチ操作と同様に Weka から選ぶ。具体的には、ベイジアンネットワーク、ニューラルネットワーク、ランダムフォレスト、サポートベクターマシンを使用する。各アルゴリズムに対して、Weka の設定はデフォルトのままとし、10 分割交差検証を用いる。評価指標として、正しく識別された割合である「識別率(%)」を求める。

(3) センサ統合マルチモーダル認証

一般的に、単一センサによる識別や認証精度を高めるアプローチの一つとして、複数センサを用いて各結果を統合すること、すなわちマルチモーダルバイオメトリクス認証が挙げられる。本研究においても、タッチセンサと加速度センサ以外の GPS センサ、カメラ、マイクなど他のセンサの履歴を取得しつつ、識別結果を統合する手法を検討しなければならない。全センサを常時使用して統合するのではなく、状況に応じてセンサを取捨選択する必要がある。例えば GPS やカメラなどは電池消費が激しいため常時起動しておくわけにはいかない。

本研究では、センサ統合の方法として、各センサからの認証結果をもとに「免疫型診断モデル」を用いて最終判定を行う。この診断モデルは、免疫細胞間の相互認識ネットワークから着想を得たものであり、各センサノードは他のノードと相互にテストし、そのテスト結果をもとに各ノードが自分の「信用度」を更新して正常・異常を判定する。

4. 研究成果

(1) タッチ操作による個人識別

被験者 40 名に対する実験結果

被験者 40 名に対して、Android 端末 (SONY の NW-F885 (854×480 ピクセル)、一部被験者は NW-Z1050 (800×480 ピクセル)) を用いて、操作履歴を取得する実験を行った。操作記録アプリがインストールされた端末と実験手順書を被験者に渡し、手順書に沿って被験者に実験を行ってもらった。すべての実験が終了したら端末を回収し、操作履歴データを端末本体から取得した。実験時間は約 30 分であった。

実験 1 では 6 個の操作を必ずしてもらおうように指示するのに対して、実験 2 と 3 ではタスクは指定するものの操作は自由である。そこで、まず各実験において各被験者が 6 個の操作を行った回数を調べた結果を表 1 に示す。実験 2 では下から上へのスワイプ操作が突出しているのは、文章を読むだけであるため十分予測されることである。また、実験 3 では他のスワイプ操作も観測されるものの、ピンチ操作は少ない。操作回数が少ないと個人を判別できないため、実験 2 では下から上のスワイプのみ、実験 3 では 4 方向のスワイプに対して識別を行った。

表 1 各実験における平均操作回数

操作	実験 1	実験 2	実験 3
下から上	12.7	50.9	65.9
上から下	18.8	1.4	31.6
左から右	13.9	0.4	8.8
右から左	15.4	0.4	20.4
ピンチイン	14.6	0.1	0.8
ピンチアウト	15.1	0.1	2.7

各実験における各操作に対して、四つの分類アルゴリズム (ベイジアンネットワーク BN、決定木 J48、ニューラルネットワーク NN、ランダムフォレスト RF) を用いて被験者の識別を試みたときの識別率を表 2 に示す。四つのアルゴリズムで最も識別率が高かった結果を太字で表した。四つのアルゴリズムを比較すると、最良の識別率を示したのはニューラルネットワーク NN かランダムフォレスト RF のどちらかであることが確認できる。傾向として実験 1 では NN が、実験 2 と 3 では RF が良い。ただし、NN は学習時間を要する。例えば実験 2 において RF では 0.58 秒に対して NN では 26.44 秒かけて学習モデルを構築した。学習時間も考慮すると RF が最良といえる。

次に、各実験の結果を比較すると、操作を指示する実験 1 や操作が限られる実験 2 では、9 割以上の識別ができています。しかし、操作の自由度が高くなる実験 3 では、7 割前後の識別率である。これは、実験 3 では本人の操作のばらつきが大きくなり個人識別が困難になっているためと考えられる。

さらに、どの特徴が一番有効かを調べるために、実験 2 と 3 の下から上のスワイプ操作に対して、8 特徴のうちそれぞれ一つだけ除いた場合のランダムフォレストによる識別率も調べた。その結果、平均範囲が最も識別に貢献し、移動速度と移動角度が有効であることが分かった。

表 2 被験者 40 名に対する各実験、各操作、各アルゴリズムの識別率 (%)

実験	操作	BN	J48	NN	RF
1	下から上	91.9	83.5	96.2	94.0
	上から下	87.2	79.6	93.2	92.9
	左から右	84.6	82.2	94.6	92.4
	右から左	86.1	79.4	92.7	90.1
2	下から上	90.6	92.6	95.5	96.3
	上から下	57.3	66.5	69.4	76.9
3	下から上	57.3	66.5	69.4	76.9
	上から下	52.7	60.9	69.3	72.6
	左から右	48.1	57.1	62.9	65.7
	右から左	28.6	46.5	49.8	59.8

長期間にわたる実験結果

上記の実験では、各被験者1回の操作履歴を用いただけであり、長期にわたって同様の履歴を記録した場合に特徴や識別がどう変化するか明らかでなかった。そこで、被験者11名に対して、Android 端末 (freetel の Priori2 (854×480 ピクセル)) を用いて半年間 10 回にわたるタッチ操作履歴を取得する別の実験を行った。

各実験の各操作に対してランダムフォレストを用いて被験者を識別した。実験回数とともに増える操作履歴を用いて、回数とともに識別率が変化の様子を図2に示す。ここで、操作回数が著しく少なかった「実験2」の「下から上」以外の操作、識別率が極端に悪かった「実験3」の左右のスイープ操作は結果から除いた。

まず、「実験1」の「ピンチイン」と「ピンチアウト」の識別率は、実験回数とともに操作履歴が増えても約95%でほとんど変化しない。逆に、4方向スイープの識別率は、2回から10回に増えると5%ほど識別率が下がっている。これは、ピンチ操作がスイープ操作に対して2本指の操作であり、その特徴数が倍の16個であって個人を識別しやすいためと考えられる。次に「実験2」では、「実験1」の「下から上」と比較すると、識別率は95%から93%になり2%程度の低下であった。これは、表1にも見られるように操作回数が「実験2」では極めて多くて安定した特徴が得られているためと予想される。一方、「実験3」では「下から上」の識別率が87%から77%と10%も低下している。「実験3」も「実験2」と同じく「実験1」と比べて操作回数は多い。これは、Webブラウジング時には操作の自由度が大きく安定した特徴が得られないためと考えられる。「実験2」の決められた文章の閲覧と比べて、Webページ上の文字の大きさや量は異なり、大きさの異なる写真や図形が含まれる可能性もあるため、同じ「下から上」の操作でもばらつきが大きくなると考えられる。

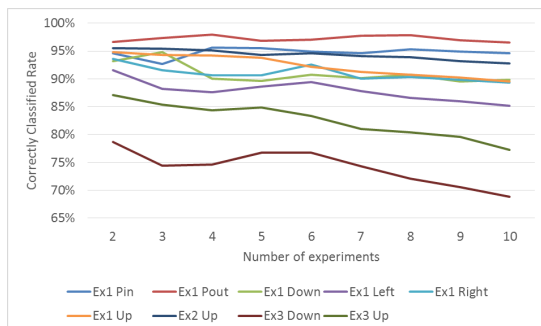


図2 実験回数に対する各操作の識別率変化

(2) 加速度に基づく歩行時の個人識別

被験者15名に対して、歩行記録アプリを搭載したAndroid 端末 (京セラの TORQUE SKT01) を保持して、以下の5つの状況における歩行データを収集した。

- 状況1 (pocket): 端末をポケットに入れて平地を歩く
- 状況2 (calling): 端末を耳に当てながら (電話のふりをしながら) 平地を歩く
- 状況3 (looking): 端末の画面を見ながら平地を歩く
- 状況4 (up): 端末をポケットに入れて階段を上る
- 状況5 (down): 端末をポケットに入れて階段を下る

三つの平地歩行では、被験者は約50mの廊下をそれぞれ1往復歩いた (時間は約1分)。階段の状況では、被験者は1階から4階まで上り、その後4階から1階まで下りた。一連のデータ記録後に端末を回収して、端末からパソコンにデータを取得し、パソコン上で前処理、特徴抽出と特徴選択、識別処理を実行した。

最初の実験では、5つの歩行状況それぞれにおいて52個のすべての特徴に対して各分類アルゴリズムを適用した。各歩行状況において4つの分類アルゴリズム (ベイジアンネットワーク BN、ニューラルネットワーク NN、ランダムフォレスト RF、サポートベクターマシン SVM) を用いた時の被験者の識別率を図3に示す。同図より、ポケットに入れた状況1で最も良い識別率であるが、階段下りる状況5では最も悪い識別率であることが分かる。全体的な傾向は、先行研究と同じであり、階段昇降時の性能悪化は Kwapisz らの研究でも観測されている。また、4つの分類アルゴリズムを比較するとランダムフォレスト RF がすべての歩行状況において最も優れていることがわかる。

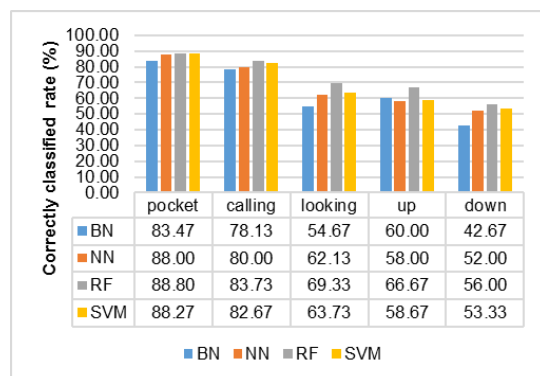


図3 各歩行状況において4つの分類アルゴリズムを用いた時の被験者の識別率

次の実験として、52個の全特徴に対して特徴選択を行い、選ばれた特徴を用いてランダムフォレスト RF で被験者を識別した。表3に、各歩行状況において選択された部分特徴集合を用いた RF による識別率、選択された特徴の数、選択された特徴を示す。図3の結果と比較すると、特徴選択によって識別率が向上していることが確認できる。特に階段昇降においては、特徴数が大幅に減ったにも関わらず約5%の精度向上が分かる。

表 3 各歩行状況において選択された部分特徴集合を用いた RF による識別率、選択された特徴の数、選択された特徴

状況	識別率	選択特徴数	選択された特徴
1	88.27	15	AveX, AveY, AveZ, SdY, AadX, TbpZ, Bd8X, Bd10X, Bd3Y, Bd10Y, Bd3Z, MaxZ, MinX, MinY, EneZ
2	84.80	26	AveX, SdX, SdY, TbpZ, Bd4X, Bd9X, Bd10X, Bd2Y, Bd3Y, Bd5Y, Bd9Y, Bd10Y, Bd1Z, Bd3Z, Bd4Z, Bd7Z, Bd8Z, Bd9Z, Bd10Z, MaxX, MaxY, MaxZ, MinX, MinZ, EneX, EneZ
3	69.07	15	AveX, AveZ, SdY, AadZ, TbpZ, Bd5X, Bd8X, Bd1Y, Bd7Y, Bd10Y, Bd1Z, Bd4Z, Bd7Z, Bd8Z, MinZ
4	70.67	19	AveZ, SdZ, Ara, TbpZ, Bd5X, Bd7X, Bd9X, Bd10X, Bd4Y, Bd1Z, Bd3Z, Bd4Z, Bd5Z, Bd6Z, Bd7Z, MaxZ, MinZ, EneX, EneZ
5	60.67	13	AveZ, SdX, SdY, SdZ, AadX, TbpY, Bd2X, Bd8X, Bd3Z, Bd6Z, Bd10Z, MaxZ, MinZ

(3) センサ統合マルチモーダル認証
 まだ明確な成果を得られていないため、今後も本研究を進めていく必要がある。

5. 主な発表論文等
 (研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文](計3件)

Yuji Watanabe and Liu Kun, Long-term influence of user identification based on touch operation on smart phone, *Procedia Computer Science*, 査読有, Vol.112, 2017, pp.2529-2536, DOI:10.1016/j.procs.2017.08.196

Yuji Watanabe and San Sara, Toward an immunity-based gait recognition on smart phone: a study of feature selection and walking state classification, *Procedia Computer Science*, 査読有, Vol.96, 2016, pp.1790-1800, DOI:10.1016/j.procs.2016.08.228

Yuji Watanabe, Toward application of immunity-based model to gait recognition using smart phone sensors: a study of various walking state, *Procedia Computer Science*, 査読有, Vol.60, 2015, pp.1856-1864, DOI:10.1016/j.procs.2015.08.296

[学会発表](計8件)

陳奕舟、渡邊裕司、スマートフォンの加速度センサーを用いた歩行時の個人識別における複数端末の比較検討、信学技報 BioX2017-70、2018

柳坤、渡邊裕司、長期間にわたる Android 端末におけるタッチ操作に基づく個人識別に関する検討、第6回バイオメトリクスと認識・認証シンポジウム、2016

渡邊裕司、珊沙尔、Android 端末を用いた5つの歩行状況における歩容識別に対する特徴選択の効果、信学技報 BioX2016-12、2016

渡邊裕司、スマートフォンのセンサを用いた歩容識別への免疫型モデルの適用に向けて：様々な歩行状況の検討、システム・情報部門学術講演会、2015

珊沙尔、渡邊裕司、Android 端末を用いた歩容識別に対する歩行の状況や特徴の検討、第5回バイオメトリクスと認識・認証シンポジウム、2015

渡邊裕司、スマートフォンの複数センサを用いた歩容識別に対する様々な状況の比較検討、第14回情報科学技術フォーラム、2015

渡邊裕司、Android 端末におけるタッチ操作に基づく個人識別 - 被験者数や特徴数の影響 -、信学技報 BioX2015-16、2015

招待講演 渡邊裕司、モバイル端末における行動的特徴に基づく生体認証、京都大学学術情報メディアセンターセミナー「IoT時代の認証とセキュリティ」、2015

[その他]

本研究課題に関連して平成30年度「ひらめきときめきサイエンス」に採択

6. 研究組織

(1) 研究代表者

渡邊 裕司 (WATANABE, Yuji)
 名古屋市立大学・大学院システム自然科学研究科・准教授
 研究者番号：60314100

(2) 研究分担者

()

研究者番号：

(3) 連携研究者

()

研究者番号：

(4) 研究協力者

()