

スマートフォンにおける加速度に基づく歩容認証に向けての保持状況の検討 A Study of Holding States for Accelerometer-Based Gait Recognition on Smart Phone

渡邊 裕司[†]
Yuji Watanabe

1. はじめに

スマートフォンに含まれる重要な個人情報を守るために様々な個人認証がある。ログイン時に行われるパスワード認証や指紋など生体的特徴による認証に対して、行動的特徴に基づく認証はログイン時以外にもユーザを煩わせることなく認証可能な方法である。我々は、スマートフォンに内蔵されたタッチセンサや加速度センサなど複数センサから、ログイン時以外のタッチ操作時や歩行時などでの各ユーザの操作や行動の特徴を抽出し、継続的にバックグラウンドで個人認証する研究プロジェクトを進めている。スマートフォンにタッチする操作から特徴を抽出して認証を試みる研究[1,2]、スマートフォンに搭載された加速度センサを用いて歩行時の特徴から認証する研究[3]である。本稿は、後者の加速度に基づく歩容認証の続報である。

歩容認証に関する既存研究は、大きく二つに分類できる：マシンビジョンに基づく認証とウェアラブルセンサによる認証である。監視用ビデオカメラの映像を用いたマシンビジョンに基づく認証に関しては、Nixon らの研究[4]をはじめ数多くの報告がある。一方、ウェアラブルセンサによる認証に対しては、2005 年に Ailisto ら[5]が最初に行い、Gafurov らの研究[6]などが引き続いた。これらの研究では、歩行時における尻や腕や足首などの加速度を計測するために、専用の高品質な加速度計を装着させていた。それに対して、近年急速に普及したスマートフォンには加速度センサも通常装備されていることから、スマートフォンを用いた歩容認証も活発になりつつある[7-10]。Kwapisz らの研究[7]では、36 人の被験者に対して、Android 端末をズボンのポケットに入れてもらい、歩行・走行・階段昇降時の 3 軸加速度データを記録した。そして加速度データから 43 個の特徴を抽出し、決定木とニューラルネットワークを用いて識別と認証を行い、歩行と走行時には 90%以上の識別精度を得ている。Nickel ら[8]は、ベルトにつけられたポーチの中に Android 端末を入れて、被験者 48 名に対して二日に分けて歩行時の加速度を取得した。この加速度に対して隠れマルコフモデル (Hidden Markov Model: HMM) を適用したところ、動的時間伸縮法 (Dynamic Time Warping: DTW) の約 20%と比較して、約 10%の等誤り率を達成している。Gait-ID[9]では、端末画面を外側に向けて縦向きに右ポケットに入れて、2 種類の速度の異なる歩行を 36 人の被験者にしてもらい、歩行速度に依存しない認証方法が提案された。筆者らの先行研究[3]では、既存研究[7]に倣って、iPod touch の加速度センサを用いた歩容認証において特徴と分類アルゴリズムを比較検討した。

これらの研究では、センサを特定の場所に装着したり、スマートフォンをポケットに入れたり、ほぼ同じ状況下でのデータ取得であった。実際には、スマートフォンで通話

やタッチ操作をしながら歩く状況もあり、その場合にはスマートフォンの向きなども考慮する必要がある。最近 Primo ら[10]が同様の指摘を行い、Google Nexus を両ポケットに入れた場合と両手に持った場合で比較している。また、Ngo ら[11]もセンサ方向の不一致を解決する方法を提案し、その有効性を示しているが、スマートフォンではなく 4 個の専用センサを用いてデータを取得している。

本報告では、スマートフォンの向きも検出するために、加速度センサに加えてジャイロスコープなどのデータも取得できるようにまず既存アプリを改良する。そして、ポケットに入れるだけでなく、タッチ操作または通話をしながら歩くというスマートフォンの三つの保持状況下で加速度や傾きを取得する。補正された加速度データから先行研究[3]と同様に 43 個の特徴を抽出し、Weka データマイニングソフト[12]の五つの分類アルゴリズムを用いて歩容認証を試みる。4 人の被験者に対して認証を行った予備実験の結果とその分析について報告する。

2. 加速度に基づく歩容認証

2.1 加速度取得アプリの改良

先行研究[3]では 3 軸加速度を取得するアプリを iOS 上で作成したが、加速度だけではスマートフォンの向きを扱えない。そのため、歩き方の違いよりも、ポケットに入れるスマートフォンの向きが被験者間で異なることによって、本人と他人との相違が生じる。逆に言えば、同じ被験者であってもスマートフォンの向きを変えた場合、同一人物と判定しないことになる。

そこで、まず既存アプリを改良し、ジャイロスコープによって 3 軸周りの回転も取得できるようにする。iOS イベント処理ガイド[13]によると、Core Motion フレームワークを使って加速度センサ、ジャイロスコープ、磁力センサの生のデータにアクセスできる。そして Core Motion の CMDeviceMotion クラスにより、センサ融合アルゴリズムが生データを処理して、端末の姿勢、重力の方向、ユーザが端末に与えた加速度など加工したデータも取得可能である。さらに、CMDeviceMotion にはセンサ開始時に特別な初期化方法があり、例えば定数 CMAttitudeReferenceFrameXArbitraryZVertical によって Z 軸を鉛直として、X 軸を横とするフェイスアップもできる。改良アプリでは、この CMDeviceMotion クラスと上記の初期化方法を用いて、重力成分 (単位は G)、重力成分を除いて軸を補正されたユーザの行動による加速度成分 (単位は G)、各軸の回転速度 (単位はラジアン/秒)、ロールとピッチとヨーの三つのオイラ角 (単位はラジアン) を時刻とともに記録する。

データ取得の間隔に関しては、先行研究[3]や既存研究[7]では 50ms のサンプリング周期つまり 1 秒間に約 20 個の各軸の加速度データを計測しているが、Nickel らの研究[8]では毎秒 200 個のデータを取得している。iOS イベント処

[†] 名古屋市立大学システム自然科学研究科, Graduate School of Natural Sciences, Nagoya City University

理ガイドには最短で 10ms 間隔 (100Hz の更新レート) まで設定できるとあるため、本研究では毎秒約 100 個のデータを記録する。なお、スマートフォン上では OS や他のアプリも動いているため、正確に 10ms 間隔ではなく若干の誤差は生じうる。

2.2 特徴抽出

補正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サイズ 300 のウィンドウに分割する。これは約 3 秒に相当する。毎秒 20 個の取得間隔であった先行研究[3]ではウィンドウサイズを 200 としていたが、これは 10 秒に相当し、認証に時間をかけすぎている。それに対して、Nickel らの研究[8]は 3 秒に分割しているため、今回はこれに合わせてサイズを 300 にする。なお、Gait-ID[9]ではさらに 1 秒で分けているため、より短いサイズでの検討も今後必要である。

各ウィンドウの各軸 300 個のデータから抽出する特徴は、先行研究[3]や既存研究[7]と同様に、以下の 43 個とする。ここで x_i , y_i , z_i はウィンドウ内の i 番目の各軸の加速度を表す。

- 平均値 (3 軸) : $\bar{x} = \sum_{i=1}^{300} x_i / 300$
- 標準偏差 (3 軸) : $\sqrt{\sum_{i=1}^{300} (x_i - \bar{x})^2 / 300}$
- 平均偏差 (3 軸) : $\sum_{i=1}^{300} |x_i - \bar{x}| / 300$
- 平均合成加速度 : $\sum_{i=1}^{300} \sqrt{x_i^2 + y_i^2 + z_i^2} / 300$
- ピーク間の時間 (3 軸) : 加速度には波形の繰り返しがみられるため、ピーク間の時間を求める。実際には、300 個のデータ中の最大値を 1 個目のピーク、2 番目に大きい値を 2 個目のピークとし、3 個のピークを見つける。そして連続したピーク間の時間を求めて平均する。
- ビン分布 (3 軸×10 個) : 300 個のデータ中の最大値から最小値を引くことで範囲を求め、その範囲を 10 個の等しい大きさのビンに分割する。300 個のデータそれぞれがどのビンに入るかを数え、各ビンのデータの割合を求める。

2.3 判定処理

上記の特徴に対して分類アルゴリズムを適用し、各被験者に対して本人か他人かの判定を試みる。分類アルゴリズムには Weka のデータマイニングソフト[12]を使う。既存研究[7]で用いられた決定木 J48 とニューラルネットワーク (Neural Network: NN) に加えて、先行研究[3]で最も結果の良かった放射基底関数 (Radial basis function: RBF) を加える。さらに、加速度ではないがタッチ操作の研究[14]で良い評価であったベイジアンネットワーク (Bayesian Network: BN) とランダムフォレスト (Random Forest: RF) も比較のため追加する。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、認証研究で一般的に使われる他人受入率 (False Acceptance Rate: FAR) と本人拒否率 (False Rejection Rate: FRR) を求める。FAR は本人以外のデータ数に対して間違っ

て本人とみなしたデータ数として、FRR は本人のデータ数に対して間違っ

て他人とみなしたデータ数として、FRR は本人のデータ数に対して間違っ

3. 予備実験結果

3.1 実験方法

4 人の被験者に対して、改良したアプリを搭載した iPod touch を以下の三つの方法で保持してもらい、歩行時の 3 軸加速度などを記録する予備実験を行った。

1. ポケットに入れて
2. 電話しながら (実際には電話のふり)
3. タッチ操作をしながら (実際にはタッチのふり)

実験では約 50m の長さの廊下を 1 往復してもらった (時間は 2, 3 分)。歩き終わったら iPod touch を回収して、時刻と加速度や回転速度やオイラ角を iTunes 経由で取得した。

3.2 認証結果

まずは、三つの保持状況を区別せず、つまりある被験者の三状況の全データを本人として、残りを他人として分類アルゴリズムによって判定を行った。各被験者に対して各分類アルゴリズムを用いた場合の他人受入率 FAR と本人拒否率 FRR を表 1 に示す。どの分類アルゴリズムを用いても FRR が極端に悪いことが分かる。被験者 B に RBF を適用した場合に FRR が 10% を切ることもあるが、FRR が悪い傾向は全被験者に共通している。これは異なる三状況の本人を同一人物とみなせていないためだと予想される。また、分類アルゴリズムの比較の点からは、RF の FAR が小さいが FRR が大きくなるという FAR と FRR のトレードオフのために厳密な比較は難しいものの、今回の場合は J48 が悪く、RBF が良い性能であるといえる。

表 1 三つの保持状況を区別せず、各被験者に対して各分類アルゴリズムを用いた時の他人受入率 FAR と本人拒否率 FRR (単位は%)

Subject	J48		NN		PBF	
	FAR	FRR	FAR	FRR	FAR	FRR
A	9.38	35.42	7.99	20.83	7.99	16.67
B	6.25	35.42	5.56	12.50	4.17	9.38
C	10.42	25.00	4.51	14.58	7.29	14.58
D	11.81	34.38	6.94	34.38	9.03	27.08
Ave.	9.46	32.55	6.25	20.57	7.12	16.93
Subject	BN		RF			
	FAR	FRR	FAR	FRR		
A	5.56	19.79	3.13	22.92		
B	7.29	19.79	1.74	31.25		
C	3.13	30.21	1.04	25.00		
D	14.24	26.04	2.78	36.46		
Ave.	7.55	23.96	2.17	28.91		

先の結果より、全保持状況を対象にすると、本人の判別が難しいことが分かった。そこで、各状況のデータだけを用いて、各分類アルゴリズムを適用した時の全被験者に対する平均 FAR と平均 FRR を表 2 に示す。ポケットに入れた状況 1 では、NN において 1.3% の FAR と 2.3% の FRR との最良の結果からも分かるように、FRR が特に小さくなり、本人を拒否することが少なくなっていることが分かる。その一方で、電話しながらの状況 2 では FRR の改善が若干見られるものの、タッチ操作をしながらの状況 3 の FRR は依然として悪いままである。表 1 で示した全保持状況に対する FRR の悪化は、主に状況 3 で本人を正しく判別できていないことによると予想される。より高い認証精度を達成するためには、まずスマートフォンの傾きなどから保持状況を推測した上で、その状況ごとに認証を行う必要がある。そして、タッチ操作をしながらの状況 3 での本人拒否を改善するような方法を今後考案しなければならない。

分類アルゴリズムの比較に関しては、RF の FAR がどの状況でも最小であることは先の結果と同じであるものの、状況 1 と 2 においては RBF よりも NN の方が良い精度であるといえる。その一方で状況 3 では RBF が良い。実運用では要求される FAR と FRR に加えて保持状況に応じて、分類アルゴリズムを使い分ける必要があるかもしれない。

表 2 各保持状況に対して各分類アルゴリズムを用いた時の全被験者の平均他人受入率 FAR と平均本人拒否率 FRR (単位は%)

Algor ithm	State 1		State 2		State 3	
	FAR	FRR	FAR	FRR	FAR	FRR
J48	3.39	15.63	7.03	22.66	6.51	29.69
NN	1.30	2.34	3.65	7.81	9.38	22.66
RBF	0.52	8.59	4.17	13.28	2.86	22.66
BN	0.26	7.81	8.85	14.06	5.99	21.09
RF	0.26	7.81	1.82	17.19	2.86	32.03

3.3 加速度の比較

前節の表 2 で示した状況の違いによる本人拒否率 FRR の相違の原因を調べるために、各被験者の三つの保持状況下での加速度データをまず比較した。図 1 に被験者 A の Z 軸方向（地面から鉛直方向）の加速度の一部を示す。どの状況でも周期的な波形を示すものの、状況 1 では加速度が大きくかつ激しく変動しているのに対して、状況 2 と 3 では振幅が小さく変動も激しくない。これは、ポケットに入れた状況 1 では足の振動が直接スマートフォンに伝わるのに対して、スマートフォンを手を持っている状況 2 と 3 では手によってその振動を緩和しているためであると考えられる。また、電話をかけながらの状況 2 ではスマートフォンを当てている顔の動き、タッチ操作をしている状況 3 では指の接触も少なからず影響しているのかもしれない。

図 1 に加速度を示した被験者 A に対して、状況 2 での FRR は平均より悪く、逆に状況 3 では平均より良かった。その理由ならびに状況 3 での FRR が極端に悪い理由を探るために、今度は各保持状況における全被験者の加速度を比べた。図 2 に各状況下での全被験者の Z 軸方向の加速度を重ねたグラフを示す。

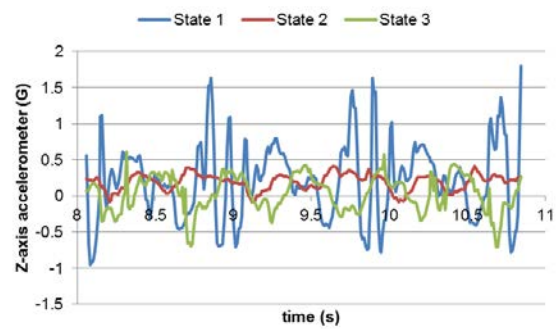
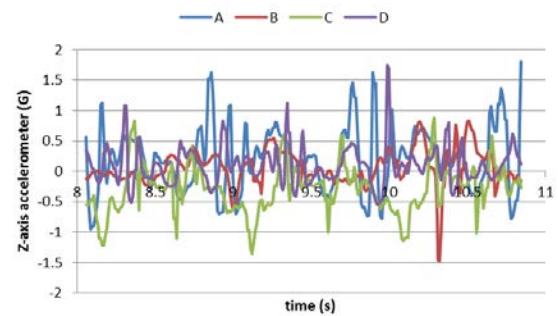
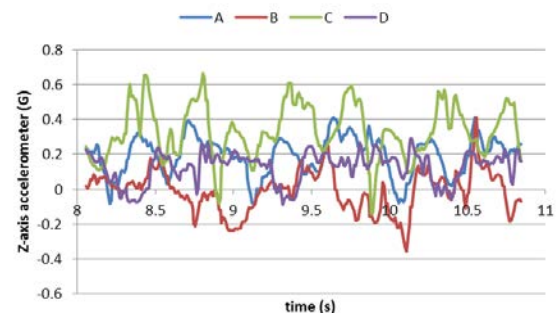


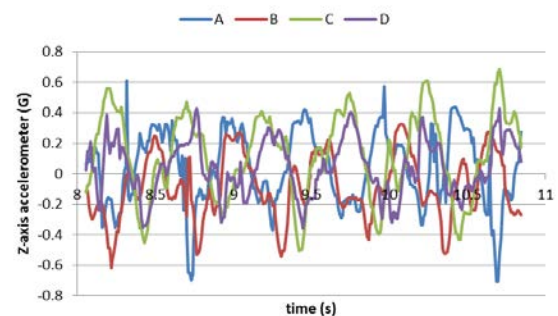
図 1 三つの保持状況下での被験者 A の Z 軸方向の加速度



(a) 状況 1（ポケットにいれて）



(b) 状況 2（電話しながら）



(c) 状況 3（タッチ操作しながら）

図 2 各保持状況下での全被験者の Z 軸方向の加速度

図 2(a)の状況 1 では、被験者 A の振動は激しい一方で被験者 B の波形はなだらかなであるなど各被験者に対して加速度の波形に相違が確認される。これが状況 1 での良い認証に至った理由であるといえる。一方、図 2(b)の状況 2 でも波形の違いがみられるものの、被験者 A と D が似ているようにも見える。実際に状況 2 では被験者 D の FRR も平均より悪く、被験者 A と D の混同が起こっていると考えられる。さらに、図 2(c)の状況 3 では全被験者の加速度が類似しているとも見て取れる。なぜ類似するのかについては、より多くの被験者のデータを取得してより詳細に解析する必要があるが、これが状況 3 での認証が悪かった理由であると予想される。

4. おわりに

本報告では、スマートフォンの向きも検出するように改良したアプリを用いて、被験者 4 名に対してポケットに入れるだけでなく、タッチ操作や通話をしながら歩くという、異なる保持状況下で加速度などを取得した。そして、補正された加速度から特徴を抽出して歩容認証を試みた結果、タッチ操作をしながらの状況で本人拒否が多発することを確認した。今後は被験者を増やした本実験を行うとともに、保持状況を推定した上で各状況でより良い認証を行う方法を考案する必要がある。

参考文献

- [1] 渡邊裕司, 市川俊太, “スマートフォンにおけるタッチ操作の特徴を用いた継続的な個人識別システムの検討”, コンピュータセキュリティシンポジウム, pp.797-804 (2012).
- [2] 藤田奨, 渡邊裕司, “Android 端末におけるタッチ操作の特徴を用いた個人認証に向けたアプリケーションの開発”, コンピュータセキュリティシンポジウム, pp.688-694 (2013).
- [3] 彭龍, 渡邊裕司, “スマートフォンの加速度センサを用いた歩行時の認証に関する一考察”, コンピュータセキュリティシンポジウム, pp.695-699 (2013).
- [4] M. S. Nixon, J. N. Carter, J. M. Nash, P. S. Huang, D. Cunado, and S. V. Stevenage, “Automatic gait recognition,” in *Biometrics - Personal Identification in Networked Society*. Kluwer, pp. 231-250 (1999).
- [5] H. J. Ailisto, M. Lindholm, J. Mäntyjärvi, E. Vildjiounaite, and S.-M. Mäkelä, “Identifying people from gait pattern with accelerometers,” *Biometric Technology for Human Identification II*, 5779(1), pp.7-14 (2005).
- [6] D. Gafurov, K. Helkala, and T. Sondrol, “Biometric Gait Authentication Using Accelerometer Sensor,” *Journal of Computers*, 1(7), pp.51-59 (2006).
- [7] J. R. Kwapisz, G. M. Weiss, and S. A. Moore, “Cell Phone-Based Biometric Identification,” *Proc. of the 4th IEEE International Conference on Biometrics: Theory Applications and Systems*, pp.1-7 (2010).
- [8] C. Nickel, C. Busch, S. Rangarajan, and M. Mobius, “Using Hidden Markov Models for Accelerometer-Based Biometric Gait Recognition,” *IEEE 7th International Colloquium on Signal Processing and its Applications (CSPA)*, pp.58-63 (2011).
- [9] F. Juefei-Xu, C. Bhagavatula, A. Jaech, U. Prasad, and M. Savvides, “Gait-ID on the Move: Pace Independent Human Identification Using Cell Phone Accelerometer Dynamics,” *IEEE 5th International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems*, pp.8-15 (2012).
- [10] A. Primo, V. V. Phoha, R. Kumar, and A. Serwadda, “Context-Aware Active Authentication Using Smartphone Accelerometer Measurements,” *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops*, pp. 98-105 (2014).
- [11] T. T. Ngo, Y. Makihara, H. Nagahara, Y. Mukaigawa, and Y. Yagi, “Orientation-Compensative Signal Registration for Owner Authentication Using an Accelerometer,” *IEICE Transactions on Information and Systems*, E97-D(3), pp.541-553 (2014).
- [12] I. Witten and E. Frank, “Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques,” Morgan Kaufmann Publishers, (2005).
- [13] iOS イベント処理ガイド 2013/01/28, <https://developer.apple.com/jp/devcenter/ios/library/documentation/EventHandlingiPhoneOS.pdf>
- [14] T. Feng, Z. Liu, K. Kwon, W. Shi, B. Carbunar, Y. Jiang, and N. Nguyen, “Continuous mobile authentication using touchscreen gestures,” *IEEE HST*, pp.451-456 (2012).