

**科学研究費助成事業 研究成果報告書**

平成 30 年 6 月 27 日現在

機関番号：14603

研究種目：若手研究(A)

研究期間：2014～2017

課題番号：26700007

研究課題名(和文) タッチパネル操作の挙動分析に基づく人のコンテキスト認識と応用

研究課題名(英文) Context recognition based on behavior analysis of touch operation and its application

研究代表者

荒川 豊 (Arakawa, Yutaka)

奈良先端科学技術大学院大学・情報科学研究科・准教授

研究者番号：30424203

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 11,400,000円

研究成果の概要(和文)：本研究は、スマートフォンを用いて使用者のコンテキスト(状態や状況)を認識することを目的とし、通常は入出力手段であるタッチパネルをセンサとして活用し、タッチ操作にあらわれる挙動からユーザのコンテキストを認識することを提案する。まず、それを実現するために、スマートフォン上でのあらゆるタッチ操作を認識するシステムTouch Analyzerを開発し、実際に100%近い精度で取得可能であることを示した。その上で、ユーザの操作形態を識別するアルゴリズムを提案した。最終的に、ユーザの指の長さ情報が分かれば、96.5%の精度で8通りの操作形態を識別できることを示した。

研究成果の概要(英文)：This research aims to recognize the user context by using a smartphone. We proposed to utilize a touch panel, which is generally an input/output device, as a sensor for recognizing the context of the user from behaviors appearing in the touch operation. First of all, we developed a system called Touch Analyzer that can capture all the touch operation of any applications on a smartphone and showed that it could be acquired with nearly 100% precision. Then, we proposed an algorithm for identifying the holding style of users. Ultimately, we showed that if the length information of the user's finger is known, eight holding styles can be identified with an accuracy of 96.5%.

研究分野：ユビキタスコンピューティング

キーワード：行動認識 コンテキスト認識 タッチ操作 スマートフォン

### 1. 研究開始当初の背景

近年、センサーネットワークやスマートフォンが普及した事により、様々なコンテキストを取得することが可能となっている。この取得したコンテキストを用いて、ユーザにサービスとして還元する、コンテキストアウェアなサービスやアプリケーションの提案が続々となされている。遍在する多くのセンサから様々な情報を取得、解析した上で、ユーザのコンテキストを認識することは、よりアウェアネスの高いサービスを提供する上で重要である。近年では、更に抽象度の高いコンテキストの取得に関して研究が勧められている。例えば、歩く・走る・座る、といった「動作情報」を、加速度センサを用いて認識する研究が存在する。

他にもスマートフォンを用いた動態認識として、加速度に加え音情報を加味した研究や、気圧センサを用いた研究など、スマートフォンに内蔵された様々なセンサを用いる研究が広がっている。

最終的には、こうした持ち歩く電子デバイスを用いて、ユーザのストレスや感情、個性といった情報なども認識可能にできれば、よりコンテキストアウェアネスの高いサービスを実現できると期待されている。

### 2. 研究の目的

本研究の目的は、スマートフォンで取得可能な情報を用いて、これまで計測されていなかったユーザのコンテキストを明らかにすることである。それを実現する上で、これまでスマートフォン上でセンサとして利用されていなかったタッチパネル上での操作挙動をセンサとして利用することを提案し、第三者のアプリケーションも含め、あらゆるアプリケーション上でのタッチ操作を取得可能にする手法の確立も目的である。

### 3. 研究の方法

本研究では、これまで誰も着目していなかった情報源として、「タッチ操作の挙動」というものを利用することを提案する。スマートフォンやタブレットの普及により、タッチ操作は日常生活で頻繁に行われている。さらにタッチパネルや OS (Operating System) の発展により、マルチタッチを用いた UI (User Interface) も一般的になっている。タッチパネルは入力インターフェースとして使われるものであるが、研究代表者はその挙動をセンサとして活用できるのではないかと考えた。例えば、同じアプリケーションを使っている場合でも、スワイプのスピードや頻度が様々な状況 (例えば、返答を待っているかどうか等) によって異なる可能性が高い。つまり、ユーザの感情や個性、操作スキル、姿勢、何を同時にしているか、などこれまで音や加速度では把握できなかったコンテキストをタッチ操作の挙動から可能になるのではないかと考えた。そこで、以下の順序で研究を進めていった。

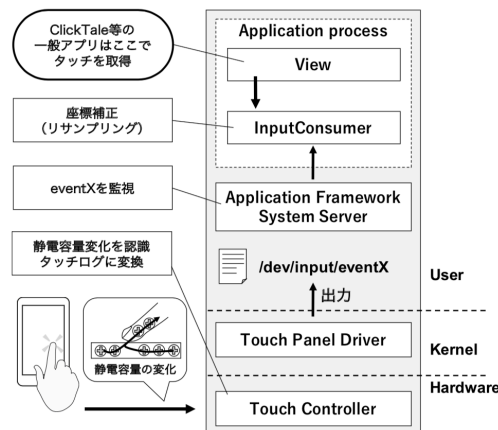


図1 提案システムの原理

- (1) あらゆるアプリケーション上のタッチ操作を取得するシステムの開発
- (2) 上記システムのモバイルバージョンの開発
- (3) 上記システムを用いたコンテキスト認識

### 4. 研究成果

#### (1) あらゆるアプリケーション上でのタッチ操作を取得するシステムの開発

まず、スマートフォン上で発生するあらゆるタッチ操作を取得するシステム Touch Analyzer について検討した。ここでは、アプリケーションの自由度が高い Android OS のみを対象とした。

我々が着目したのは、Android OS が Linux と同様に /dev/input などのデバイスログにタッチイベントに関するデータが出力されることである。このイベントデバイスファイルを常時監視することでタッチ操作を取得できるのではないかと考えた。ファイルの監視は、USB ケーブルを接続すれば Android Debug Bridge (ADB) 経由で行うことが可能である。図1は提案システムの原理を示したものである。ClickTale とは商用のタッチイベント収集ツールであるが、このシステムは、指定の SDK を組み込んだアプリケーション上でのタッチ操作だけ取得可能である。それに対して、提案システムは、OS から出力されるログを解析するため、OS 上で動作するあらゆるアプリケーションの操作を取得することが可能となる。

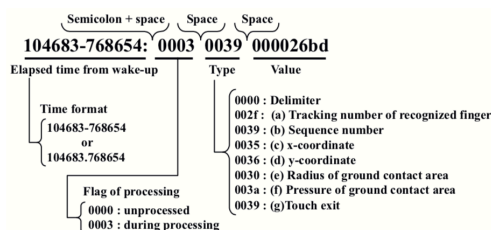


図2 出力ログの一例

ただし、このシステムには2つの問題がある。1つ目は常にUSBケーブルで接続しておく必要があること、2つ目は出力されるログは端末メーカーやOSのバージョンにより異なるとともに一つのタッチ操作は複数の点の塊（複数行のログ）から構成されるということである。1つ目の問題は、以降に示す(2)で解決を図っており、ここでは2つ目の問題に焦点を当てる。図2は、出力されるログの一例である。左から順に、起動経過時間、処理フラグ、種類、値を示している。起動経過時間とその他の出力は、セミコロンとスペースで区切られている。また、処理フラグ、種類、値の項目はスペースによって区切られ、これらの項目は全て16進数で表現されている。提案システムでは、異なる端末やバージョンの異なるOSを調査し、その差異に依存しない形で解析ツールを実装している。

また、一つのタッチ操作は表1に示すように図2で示した出力ログ複数行（数十行〜）から構成される。表1は2点タッチの例であるが、指の本数が増えればその分だけ1つの操作を表す行数は増大する。

表1 2点タッチ操作を表すログ

出力ログ例			ログ解析結果	
列1	列2	列3	タッチイベントに関する	
1	0003	002f	0000001	(a) 認識した指の追跡番号
2	0003	0039	000001b1	(b) シーケンス番号
3	0003	0035	00000098	(c) x座標
4	0003	0036	000001ca	(d) y座標
5	0003	0030	00000053	(e) 接地面積の半径
6	0000	0000	00000000	=====
7	0003	002f	0000000	(a) 認識した指の追跡番号
8	0003	0039	000001b2	(b) シーケンス番号
9	0003	0035	0000015c	(c) x座標
10	0003	0036	000001b1	(d) y座標
11	0003	0030	0000005d	(e) 接地面積の半径
13	0003	003a	00000006	(f) 接地部分の圧力
14	0000	0000	00000000	=====
15	0003	002f	0000001	(a) 認識した指の追跡番号
16	0003	0039	fffffff	(g) タッチ終了
17	0000	0000	00000000	=====
18	0003	002f	0000000	(a) 認識した指の追跡番号
19	0003	0039	fffffff	(g) タッチ終了
20	0000	0000	00000000	=====

提案システムでは、代表的なタッチ操作であるシングルタッチ、マルチタッチ、シングルスワイプ、マルチスワイプ、ピンチイン・ピンチアウト、ローテートに関して、出力されるログの構成を分析し、識別アルゴリズムを構築した。

被験者実験を行い、提案システムがどの程度、スマートフォン上のタッチ操作を認識できているかを検証した。被験者に対して操作を指示するアプリケーションを実装し、そのアプリケーション上で指示に従いながら、延べ100回の操作ログを取得した。ただし、ピンチとローテートについては、Google Mapsを

表2 タッチ操作毎の認識精度

タッチ操作の挙動タイプ	タッチ操作挙動の認識精度 (正解率 %)							
	タッチ操作で使った指の本数							
	1	2	3	4	5	6	7	8
touch	100.0	98.0	100.0	94.0	97.0	99.0	100.0	99.0
swipe	100.0	100.0	100.0	95.0	97.0	97.0	86.0	94.0
pinch-in	-	98.0	-	-	-	-	-	-
pinch-out	-	100.0	-	-	-	-	-	-
rotate	-	85.0	-	-	-	-	-	-

操作してもらうことでログを収集した。そして、ログから判定したタッチ操作の種類と指示されたタッチ操作の種類がどの程度一致しているかを検証した。

結果を表2に示す。シングルタッチに関しては、指8本同時の場合までほぼ正確に認識できていることが分かる。スワイプの場合は、4本や7本の場合に認識精度が若干低くなっている。国内のスマートフォン開発メーカーに問い合わせたところ、この原因は、OSが一部のログを出力しないことがあり、メーカーでは独自ドライバで補完処理を実施していることであった。そのため、我々が達成した精度は十分に高いものと判断できる。

表3 指ごとタッチ操作認識精度

タッチ操作の挙動時の指の種類	指の違いごとのシングルスワイプの認識精度 (正解率 %)	
	タッチ操作で使った指の本数	
	1	
親指	100.0	
人差し指	100.0	
中指	100.0	
薬指	90.0	
小指	76.0	

次に指ごとの認識精度を比較した結果を表3に示す。一般的な操作に利用する、人差し指や親指に関しては100%の捕捉率となった。小指の場合、接地面積が小さいため、タッチの見逃しが発生したが、通常の操作において小指を用いることはほとんどないため、問題ないと考えられる。ただし、子供を対象とした研究を行う場合は、指の細さに起因する接地面積の小ささを考慮する必要があると考えられる。

## (2) モバイルアプリ型タッチ取得システムの開発

上述したTouch Analyzerは、Android OSを搭載したスマートフォンであれば、追加のアプリケーションなどは不要で、USBケーブルを接続するだけでタッチ操作の取得を行うことができた。しかしながら、常にパソコンを傍らに設置しておく必要があり、日常環境でのタッチ操作の取得はできないという欠点があった。それを補うため、アプリとしてインストールするだけで、すべてのタッチ操作をロギング可能なTouch Analyzer Mobileを開発した。

Touch Analyzer Mobileは、端末の管理者権限が必要となるものの、USB接続が不要になり、実生活上のさまざまな状況においてタッチ操作を取得することが可能になる。仕組

みとしては、(1)で開発したシステムと同等であり、端末内のデバイスログを監視して、キーイベントを収集する。

### (3) タッチ操作に基づくコンテキスト認識

これまでに開発した Touch Analyzer Mobile を用いて、コンテキスト認識に取り組んだ。対象とするコンテキストとしては、さまざまなものが考えられるが、本研究では、ユーザがどのようにスマートフォンを操作しているかという操作形態に着目した。操作形態とは、スマートフォンを支持する手{右, 左, 無し(机上)}に関する情報と、タッチ操作をする手{右, 左, 無し(机上)}

表 4 操作形態の種類

	支持		操作		
	手	手	指		
①	右	右	親	→	
2			その他		
3	左	右	親	→	
4			その他		
5	無し (机上)	右	親	→	
6			その他		
7	左	左	親	→	
8			その他		
9	右	左	親	→	
10			その他		
11	無し (机上)	左	親	→	
12			その他		

左}および指{親指, その他(特に人差し指)}に関する情報から構成され、表4に示すような12通りの操作形態が考えられる。

ただし、右手で支持している場合に、右手の親指以外で操作することは珍しいため、実際の操作形態としては、丸を付けた8種類の操作形態となる。ちなみに、2017年に実施された調査では、片手で支持し、支持手と同じ手の親指で操作する形態(①か⑦)が67.7%、両手持ちで親指操作(①と⑦の複合状態)が12%、片手で反対の人差し指操作(④と⑩)が16.1%と、①④⑦⑩の形態で95.9%を占めている(参考:<https://www.orefolder.net/blog/2017/07/hands-enquete-result-2017/>)。

こうした操作形態がわかることによる利点として、操作形態に応じたユーザインターフェースを提供することができることはもちろん、いつもと異なる操作形態であるということから、何をしているのかという状況を識別できる可能性がある。例えば、喫煙や食事によって、通常の操作形態とは違う操作形態になっている場合、その違いから喫煙という、他のセンサでは識別しづらい状況を把握可能になる。

これらの操作形態を識別するため、本件有では、開発した Touch Analyzer Mobile を用いて、複数のユーザから操作形態データを収集し、機械学習を用いて識別モデルを構築する。また、携帯端末上での使用を想定し、その

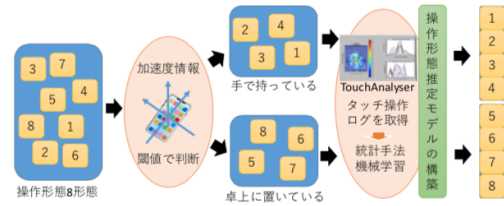


図3 操作形態の推定フロー

際に用いる特徴量は、端末上で収集可能なものに限定し、アルゴリズムも計算が容易なものを選択する。

図3に提案する操作形態推定手法の流れを示す。まず、加速度情報を用いて、スマートフォンを手で持っているのか、卓上に置いているのかを識別する。その上で、それぞれの場合について、支持手と操作手・指の組み合わせを推定する。

推定モデルを構築するにあたり、16名(男性9名, 女性7名)からタッチ操作ログを収集した。男女をバランスよく選定したのは、性別によって平均的な手の大きさが異なるためである。また、端末の大きさの差も考慮するため、大きさの異なる2種類の端末を準備した。1つは画面サイズが5インチのNexus5、もう1つは画面サイズが6インチのNexus6である。それぞれの端末には、我々が開発した Touch Analyzer Mobile がインストールされているものとする。

実験参加者は、表4で丸のついた8種類の操作形態に対して、各3分ずつの操作を行うことを依頼し、各端末上でそれぞれ約30分程度操作をしてもらう。実験中に操作するアプリケーションは、Webサイトの構成によって操作形態に偏りが出ないように全員Yahoo!ニュースに統一した。

操作形態のモデル構築に用いる特徴量は、以下に示す9つである。

- 始点 {x 座標, y 座標}
- 終点 {x 座標, y 座標}
- 始点から終点までに移動量 {x 方向, y 方向}
- スワイプが描く弧の向き
- 出現最頻領域の分割番号 {x 方向, y 方向}

ここで出現最頻領域とは、スマートフォンのタッチパネルでよく触られる領域のことである。領域は、画面全体ウィをx方向に12分割、y方向に16分割したグリッドで表現し、それぞれの領域は、x方向の分割番号とy方向の分割番号で表現する。

操作毎に、上記の特徴量を算出し、それらを全員分まとめたものを**データセット1**とする。また、スマートフォン以外から得られた情報(手の大きさや指の長さ情報)を特徴量として加えたものを**データセット2**とする。以降では、それぞれのデータセットに対して機械学習を適用し、Leave-one-person-out 交差検証によって評価する。今回、検討した機械学習アルゴリズムは、決定木、ロジスティック回帰、ランダムフォレストの3種類であ

表5 データセット1に対する評価結果

(a) 決定木 (Decision Tree)

Class	Precision	Recall	F 値
①	0.602	0.606	0.581
④	0.594	0.598	0.584
⑦	0.608	0.575	0.545
⑩	0.432	0.434	0.429
Average	0.562	0.563	0.543

(b) ロジスティック回帰 (Logistic regression)

Class	Precision	Recall	F 値
①	0.697	0.678	0.635
④	0.746	0.713	0.601
⑦	0.670	0.678	0.650
⑩	0.518	0.499	0.438
Average	0.660	0.644	0.612

(c) ランダムフォレスト (Random Forests)

Class	Precision	Recall	F 値
①	0.683	0.692	0.678
④	0.636	0.631	0.614
⑦	0.682	0.627	0.586
⑩	0.467	0.463	0.444
Average	0.602	0.596	0.576

る。端末の大きさによって差が出ることを想定していたが、結果の違いが小さかったため、以降は、小さな端末である Nexus5 を用いた結果について述べる。

表5は、データセット1を用いた場合の Precision, Recall, F 値を示したものである。いずれの学習方式を用いても推定結果は低く、最も高いもので、ロジスティック回帰による 61.2% となった。被験者1名についてロジスティック回帰を持ちた場合の混同行列を確認したところ、手に関して左右の判定は 100% 可能である一方、親指かその他の指かの判定精度が低くなっており、全体の性能が低下していることがわかった。

次に、手の大きさなどスマートフォン以外で計測したユーザの属性情報を含んだデータセット2についての評価結果を表6に示す。最も識別精度が高かったものは、ランダムフォレストであり、Precision, Recall, F 値はそれぞれ、96.7%, 96.9%, 96.5% となった。他の機械学習方式についても、データセット1と比較して大幅に識別性能が向上していることがわかる。データセット1と同様に、被験者1名について、混同行列を確認したところ、指の判定精度が大幅に改善していた。このことから、操作形態識別において支持手の指の長さ情報は重要な特徴量であると言える。

表6 データセット2に対する評価結果

(a) 決定木 (Decision Tree)

Class	Precision	Recall	F 値
①	0.979	0.979	0.979
④	0.977	0.976	0.976
⑦	0.991	0.988	0.989
⑩	0.690	0.736	0.670
Average	0.898	0.923	0.899

(b) ロジスティック回帰 (Logistic regression)

Class	Precision	Recall	F 値
①	0.845	0.768	0.707
④	0.954	0.956	0.954
⑦	0.988	0.980	0.984
⑩	0.863	0.775	0.759
Average	0.884	0.853	0.822

(c) ランダムフォレスト (Random Forests)

Class	Precision	Recall	F 値
①	0.989	0.989	0.989
④	0.971	0.972	0.971
⑦	0.995	0.997	0.996
⑩	0.928	0.887	0.889
Average	0.967	0.969	0.965

## 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 1 件)

- [1] Yuko Hirabe, Hirohiko Suwa, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto, "TouchAnalyzer: A System for Analyzing User's Touch Behavior on a Smartphone," International Journal of Computer Science and Mobile Computing, Volume 7, Issue 1, pp.25-38, January 2018. <http://ijcsmc.com/docs/papers/January2018/V7I1201804.pdf>

[学会発表] (計 33 件)

- [1] Naoki Maeda, Yuko Hirabe, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto, "COSMS: Unconscious Stress Monitoring System for Office Worker," ACM Ubicomp 2016, Demo, pp.329-332, Sep. 2016.
- [2] Yuko Hirabe, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto, "A method for generating realistic wireless traffic through analysis of smartphone operation logs," IEEE 802.15 TG4s MEETING, May 18, 2016.
- [3] Yuko Hirabe, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto, "Logging All the Touch Operations

on Android,” The 7th International Conference on Mobile Computing and Ubiquitous Networking (ICMU2014), pp.94–95, Jan. 6–8, 2014. (Poster/Demo) (Best Poster Award)

- [4] 平部裕子, 津田麻衣, 荒川豊, 安本慶一, “タッチ操作の挙動に基づくユーザプロファイル推定手法の提案” 情報処理学会研究報告, ユビキタスコンピューティングシステム研究会, Vol.2014-UBI-41, No.20, pp.1–6, 2014年3月14日.
- [5] 平部裕子, 荒川豊, 安本慶一, “TouchContext: タッチ操作の挙動分析に基づく人のコンテキスト認識,” 情報処理学会, インタラクシオン2014, インタラクティブ発表, No. A0-5, pp.158–165, 2014年2月27日.
- [6] 平部裕子, 荒川豊, 安本慶一, “TouchAnalyzer : タッチ操作ログ分析システム,” 第21回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ (DPSWS2013) , Vol.2013, No.6, pp.77–79, 2013年12月4日. (ベストポスター賞)
- [7] 荒川豊, 平部裕子, 安本慶一, “タッチ操作の挙動分析による行動・感情認識,” HASC Challenge 2013 シンポジウム, Vol.2013, 2013年10月21日.

〔図書〕 (計 1 件)

- [1] 荒川豊, “タッチ操作を通じた人のコンテキスト認識,” 月刊自動認識, Vol.28, No.4, pp.47–53, 2015年4月.

## 6. 研究組織

### (1) 研究代表者

荒川 豊 (ARAKAWA YUTAKA)

奈良先端科学技術大学院大学・情報科学研究科・准教授

研究者番号 : 30424203

### (2) 研究分担者

なし

### (3) 連携研究者

なし

### (4) 研究協力者

なし