

スマートフォンのセンサ情報による UI 評価手法の検討

梶田 美帆[†] 杉本 知佳[†] 阿部 和樹^{††} 中村 聡史[†] 山中 祥太^{†††}

[†] 明治大学総合数理学部 〒164-8525 東京都中野区中野 4-21-1

^{††} 明治大学大学院先端数理科学研究科 〒164-8525 東京都中野区中野 4-21-1

^{†††} ヤフー株式会社 〒102-8282 東京都千代田区紀尾井町 1-3 東京ガーデンテラス紀尾井町紀尾井タワー

E-mail: [†] ev170588@meiji.ac.jp, chika.perc.58@gmail.com, satoshi@snakamura.org ^{††} ai3ekzk@gmail.com
^{†††} syamanak@yahoo-corp.jp

あらまし 提供しているコンテンツやサービスが素晴らしくても、UI がユーザにとって使いづらいものである場合、ユーザが離脱していく。使いづらさは人手による検査が必要であり、正確な把握が難しい。そこで本研究では、スマートフォン自体の動きから UI の使いづらさを推定する手法の検討を行う。ここでは操作性を意識させずに複数回の複雑な操作を行わせるためモグラ叩きタスクを設計した。それらのタスクを操作中のセンサ情報をデータセットとして収集し、機械学習によって判定実験を行ったところ、使いづらい UI を操作している場面を 80%以上の精度で判定できる可能性が示唆された。

キーワード スマートフォン, センサ情報, 機械学習, ユーザビリティ

1. はじめに

スマートフォンは電話やメール、インターネット閲覧や音楽聴取、カメラやタスク管理、ゲームや支払いなど様々なものに利用できるようになっており、日常生活をする中で欠かせないものとなりつつある。また、機能は日々進化しており、今後ますます欠かせないものとなっていくであろう。スマートフォンは様々なメーカーから発売されており、それぞれによってサイズや使用感が異なる。また、スマートフォンは、画面のサイズが年々大きくなる傾向にあり、それにより片手での操作が難しくなるなど使い勝手が大きく変化している。

ユーザがスマートフォン上のアプリケーションを、継続的に利用するうえで重視するのが、性能や使いやすさである。ここで性能面については動作速度や解像度、機能の豊富さなど定量化しやすい。一方、使いやすさという点に関しては、ユーザ実験などが必要となるためその評価は容易ではない。また、使いづらいユーザインタフェースの特徴としては、押しづらい場所にあるボタンや、把持位置から遠い場所でのスワイプ、ボタンとボタンの距離が近くて誤タップをしてしまうなどが挙げられる。ここで同じアプリケーションであったとしても、スマートフォンのディスプレイの大きさやユーザの手の大きさなどによって配置や大きさが変わってくるため、使いやすさは異なってくる。

スマートフォン上での使いやすさに関連するガイドラインとして、Apple の Human Interface Guidelines[1] や、Google の Material Design Guideline[2] が存在する。しかし、両者とも見やすい画面の作り方や操作性を主としたガイドラインであり、UI としての使いやすさの

評価基準とは直結しない。ここで、UI としての使いやすさ、使いづらさを機械的に判断出来る手法を実現することができれば、UI を試作して簡易的な実験により検証することでよりよいものを開発しやすくなるうえ、状況に応じて個人化も可能になると期待される。また、運用し始めたサービスの使いやすさに関する検証も可能となるであろう。

そこで本研究では、アプリケーション利用中のスマートフォン自体の動きを計測することによって、UI の使いづらさを評価可能にする手法について検討する。ここでは、その基盤的なデータ収集のため、画面上を万遍なく操作し、そのスマートフォンの動きを計測可能な、モグラ叩きのゲームを使用する。このモグラ叩きスワイプゲームによってボタンを操作しやすい、または操作しづらい状況におけるセンサ情報の収集を行う。さらに、センサ情報としてスマートフォンの加速度・角速度・傾きの情報を利用し、それらの情報から使いづらい UI を操作している場面を推定できるかについて、機械学習を用いた評価実験を行う。

2. 関連研究

UI をよりよくするため、Apple の Human Interface Guidelines[1] や Google の Material Design Guideline[2] などでは、見やすい画面設計における UI のガイドラインを定めている。Bailey はそれらに対して、より理解しやすく実用的に利用できるガイドラインを提案している[3]。また、スマートフォンの形状やターゲットの配置によって手の使い方が異なるといった研究が多く存在している[4]。例えば、画面中央よりも画面端に近いボタンほどミスタップ率が上昇し[5]、タップまで

の所要時間も長くなる[6]. また, Napier[7]はその UI 自体の形状や背景によって持ち方が変わるということを調査により明らかにしている. 他にも, Boringらは携帯デバイスの持ち方と親指の使い方に関する研究をしている[8]. 本研究では, こうした UI の使いやすさについて, スマートフォンのセンサ情報をもとに機械的に判断可能とすることを目的としている.

また, UI 改善に関する研究にも様々なものが存在している. Nielsenら[9]はユーザビリティの問題点の評価の改善を繰り返し行うヒューリスティック評価法を定めている. 他にも Lewisら[10]はコグニティブウォークスルー法を提示している. また, ユーザの Web ページ遷移やインタラクションを可視化することによって自動で発見しようという研究も存在している[11].

一方, Tajimaら[12]は, Web ページの入力フォームを改善する方法として, 入力ミスが起きた際に自動でその入力ミスをユーザに提示する方法を提案している. また, 樋川ら[13]は普段利用する, ユーザがわからなくて調べる使い方の Web ページを開いた際に理解しやすくする方法を提案している. このように, UI 改善に関する様々な研究が存在するが, 本研究では, そもそもスマートフォンのセンサ情報を利用し, より良い UI の実現にあたり, 評価を自動で行うことができるような手法を検討するものである.

3. データセット構築

本研究では, スマートフォン上での使いやすい操作と, 使いづらい操作を機械的に判定することを目的としている. そこで本研究では, スマートフォン上でユーザに様々な操作をしてもらい, その操作によるセンサの動きに関する情報を取得し, それらから機械学習により判定を行う. 本章では, その機械学習のためのデータセットを構築する.

3.1. データ収集タスク

データセット構築のため, 実際にスマートフォン上で画面上を万遍なく操作してもらったデータ収集タスクを用意する. 今回はデータ収集タスクとして, 図1に示すようなモグラ叩きタスクを用意した. モグラ叩きをタスクとして設定した理由は, 画面内を複数に分割した領域内を万遍なく操作するように要求することが容易であり, 画面上で起こるアクションに対して即座に反応することを要求し, 実験協力者に楽しんで実験に参加してもらえらる考えたためである.

ここで, 通常モグラ叩きゲームでは, 時間経過によって出てくるモグラの頭数が増えていき, また, 出てくる・隠れるスピードも速くなっていく. その中でプレイヤーは自身の瞬発力と動体視力を尽くし, 出来る限り多くのモグラを叩くというものである. しかし,

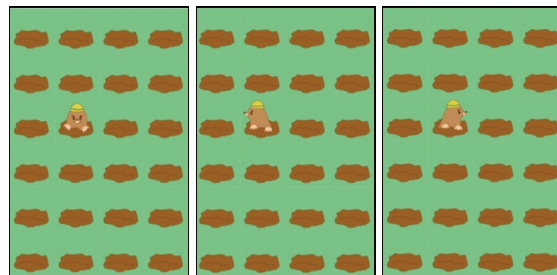


図1 4×6 マスのモグラ叩きタスク操作画面

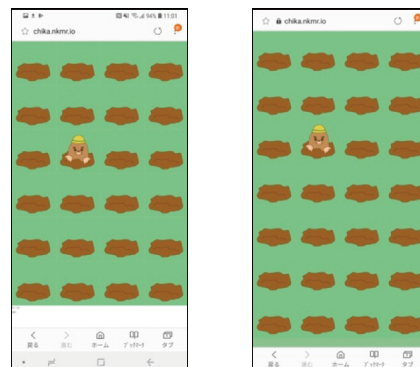


図2 4×6 マスと 4×7 マスのタスクの操作画面

この方法ではデータセットとして十分な操作を得ることができないという問題が存在する.

そこで, 本研究では, モグラは1頭ずつ現れ, 叩かないと消えないように設定した. また, 各種の操作を要求するため, モグラは正面向き, 左向き, 右向きの3種類を用意し, それぞれタップ, 左スワイプ, 右スワイプの操作により叩けるようにした. なお, 通常モグラ叩きでは叩かなくてもモグラが一定時間で隠れるが, 今回は全ての操作を取るため, モグラが叩かれるまで出てきたモグラはそのまま穴から体を出し続け, 他のモグラは出てこないようにした.

我々はディスプレイサイズが大きいスマートフォンにおいて, その上下が操作しづらいと考えたため, 図2のように4×6マスからモグラが出てくるタスクと4×7マスからモグラが出てくるタスクの2種類を用意し, それぞれでデータを収集した. 2種類の表示方法を用意することで, 異なる表示領域を操作する情報を取得でき, それらの違いによる使いやすさ・使いづらさを観測することができる可能性があると考えたためである.

なお, 各場所における操作を網羅するため, どの穴からも正面向き, 右向き, 左向きの3種類のモグラが1回ずつ出てくるようにした. また, モグラが出現する位置およびモグラの向きの順番についてはランダムとした. また, タスクを実験協力者に操作してもらっている間, スマートフォンのセンサ情報を常時取れ

るようにした。

3.2. 実験設定

タスクでは、実験協力者にスマートフォンを用いて 3.1 節で説明したモグラ叩きゲームを 10 セットやってもらった。なお、4×6 マスのタスクでは 24 マスから合計 72 匹、4×7 マスのタスクでは 28 マスから合計 84 匹のモグラを叩いてもらった。この際、本データを集める前に、テストとして 1 セット行ってもらった。

4×6 マスのタスクでは大学生 19 人（男性 10 人，女性 9 人），4×7 マスのタスクでは大学生 28 人（男性 11 人，女性 17 人）に実験に参加してもらった。実験に使用したスマートフォンは SAMSUNG の Galaxy S8 である。Galaxy S8 の仕様としては、重さは 150g，デバイス自体の大きさは 149×68×8mm，タッチスクリーンの大きさは約 5.8 インチ，タッチを識別するモグラの穴 1 マスあたりの大きさは実測 17.5mm×17.5mm である。モグラ叩きゲームを行う際、右手のみで持ち、操作は親指限定とした。この理由としては、ほかの指で操作することでスマートフォンの操作の仕方に統制が取れなくなってしまうと考えたためである。また、回転椅子ではなく、固定された椅子に座ること、肘をつかず、自然にスマートフォンを持ってもらうことなどにより実験条件をできるだけ統制した。さらに、実験では x 軸，y 軸，z 軸における加速度，角速度，および傾きを取得し，記録した。

モグラ叩きタスクが 10 セット終了した後，アンケートに回答してもらった。ここで質問した項目は，普段のスマートフォンの持ち方，モグラの出る穴・操作ごとの操作の難しさ（簡単な操作であれば 1，難しい操作であれば 7）の 7 段階評価である。

4. 分析

4.1. 操作の難しさに関するアンケート分析

実験終了後に回答してもらったアンケートをもとに，モグラの穴・操作ごとの 7 段階評価の平均・標準偏差を調べた。結果は図 3～6 に示す通りである。

図 3 の各マスの操作しづらさに関するアンケート結果より，4×6 マスのタスクにおいては画面の中心部分が操作しやすく，画面の左端および右端が操作しづらいという結果が得られた。特に，左スワイプによる左端の操作は評価値の平均が 5 以上であり，他の操作に比べて操作しづらい状況であることがわかる。また，画面の右端についても中心部分に比べて操作しづらいことがわかるが，図 4 より左端に比べて右端の方が評価値の標準偏差が高いことから，右端の操作に関しては操作しづらさに個人差があると考えられる。さらに，図 5 および図 6 より，4×7 マスのタスクにおいても同様の結果が得られたが，どの操作においても上端およ

左スワイプの平均	タップの平均	右スワイプの平均
6.5	4.6	5.1
4.3	3.1	3.6
4.2	2.7	3.7
4.4	3.3	4.9
5.6	4.2	4.4
2.6	1.9	2.2
2.4	1.9	2.2
3.5	2.6	4.2
5.5	3.6	4.3
1.9	1.2	1.5
1.8	1.1	1.6
3.6	2.6	4.4
5.5	3.6	4.3
1.7	1.1	1.4
1.6	1.2	1.4
3.7	2.5	4.2
5.6	3.9	4.1
2.0	1.3	1.8
1.9	1.5	1.9
3.8	2.8	4.5
6.3	4.5	4.7
3.4	2.1	2.9
3.2	2.0	2.8
4.0	3.2	4.8

図 3 4×6 マスのタスクの操作しづらさの平均

左スワイプの標準偏差	タップの標準偏差	右スワイプの標準偏差
0.88	1.46	1.29
1.56	1.55	1.49
1.39	1.34	1.65
1.60	1.33	1.65
1.35	1.56	1.23
1.50	1.23	1.14
1.38	1.19	1.15
1.70	1.31	1.88
1.27	1.60	1.21
1.29	0.67	0.94
1.20	0.45	0.99
1.72	1.46	1.70
1.31	1.60	1.21
1.21	0.45	0.75
1.09	1.50	0.74
1.59	1.43	1.91
1.38	0.80	1.41
1.21	0.99	0.95
1.25	1.79	1.21
1.73	1.27	2.04
1.93	1.25	1.38
1.93	1.17	1.77
1.92	1.98	1.82
		1.96

図 4 4×6 マスのタスクの操作しづらさの標準偏差

左スワイプの平均	タップの平均	右スワイプの平均
6.4	5.8	6.2
4.5	4.3	4.4
4.0	3.8	4.0
4.4	4.1	4.2
5.9	4.7	5.5
3.0	2.3	2.6
2.8	2.1	2.6
3.2	3.0	3.3
5.2	4.1	5.0
2.1	1.7	2.0
1.6	1.5	1.9
2.5	2.8	3.1
5.5	4.3	4.9
2.0	1.6	1.8
1.6	1.4	1.8
2.5	2.8	3.1
5.7	4.4	5.2
2.5	1.9	2.3
2.0	1.6	2.3
3.1	2.9	3.3
6.4	5.1	5.8
3.3	2.7	3.0
2.9	2.4	2.9
3.7	3.4	3.8
6.8	6.1	6.4
5.0	4.3	4.6
4.6	3.8	4.5
4.6	4.4	4.8

図 5 4×7 マスのタスクの操作しづらさの平均

左スワイプの標準偏差	タップの標準偏差	右スワイプの標準偏差
0.86	1.40	0.89
1.82	1.77	1.86
1.66	1.66	1.86
1.70	1.67	2.18
1.38	1.83	1.40
1.46	1.51	1.29
1.47	1.36	1.35
1.68	1.48	1.77
1.70	1.86	1.71
1.39	1.16	1.21
1.05	0.87	1.08
1.59	1.48	1.80
1.64	1.94	1.65
1.41	1.12	1.17
1.08	0.86	1.07
1.57	1.68	1.91
1.51	1.95	1.42
1.55	1.25	1.33
1.24	0.98	1.25
1.65	1.68	1.83
0.94	1.80	1.42
1.79	1.71	1.33
1.61	1.39	1.70
1.71	1.86	1.65
0.62	1.44	2.04
1.74	1.81	1.33
1.59	1.74	1.70
1.87	1.89	2.18
		2.18

図 6 4×7 マスのタスクの操作しづらさの標準偏差

び下端の操作が 4×6 マスのタスクより評価値が高く，操作しづらい状況が見られた。

将来的にはユーザごとに操作のしやすさしづらさを判定可能とすることを目指す。本研究ではその一歩目として，多くのユーザが操作しづらいと感じる操作を判定可能なのかについて検討を行うため，ユーザの評価より，今回は使いやすい状況と使いづらい状況を判定するための実験として，中心部分の操作と左端・右端の操作を判定する実験と，4×6 マスのタスクにお

ける上端・下端の操作と4×7マスのタスクにおける上端・下端の操作を判定する実験の2つを行う。

4.2. 中心部分と左端・右端の操作の判定実験

画面の中心部分の操作に比べて左端・右端の操作が使いづらいことより、それぞれの操作におけるセンサ情報から特徴量を抽出し、機械学習による判定実験を行う。また、今回は左端と中央部分の左部分の操作を判定する左側の判定実験と、右端と中央部分の右部分を判定する右側の判定実験に分けて実験を行った。このように判定実験を左側・右側に分けた理由としては、左右で操作しづらさに現われるユーザの振る舞いに違いがあると考えたためである。

左側の判定実験について、4×6マスのタスクにおいては左端の上下端を抜いた中段4段部分の操作を使いづらい状況、中央部の左側中段4段部分の操作を使いやすい状況とし、4×7マスのタスクに置いては左端の上下端を抜いた中段5段部分の操作を使いづらい状況、中央部の左側中段5段部分の操作を使いやすい状況とした。また右側の判定実験についても同様に、4×6マスのタスクにおいては右端の上下端を抜いた中段4段部分の操作を使いづらい状況、中央部の右側中段4段部分の操作を使いやすい状況とし、4×7マスのタスクに置いては右端の上下端を抜いた中段5段部分の操作を使いづらい状況、中央部の右側中段5段部分の操作を使いやすい状況とした。

次に、機械学習に必要な特徴量を抽出する。本実験で利用するセンサ情報は、操作があった箇所の前後0.5秒を合わせた1秒におけるセンサ情報を対象とする。この1秒におけるセンサ情報から特徴量を抽出するが、センサの値についてはx軸、y軸、z軸における最大値・最小値・平均値を特徴量とした。ここで、データセット構築ではセンサ情報として加速度・角速度・傾きの情報を収集したが、傾きに関しては実験協力者の体勢による違いが出ると考え、今回は利用しないこととした。また、実際には操作自体と、操作の準備動作、操作終了後の動作に特徴が現れると考えられたため、さらに1秒を特定の区間に分け、それぞれの区間におけるセンサ情報から推定することとした。なお、1秒を分ける区間の条件として、モグラを叩く前後0.5秒をあわせた1秒全体(区間1s)、モグラを叩く前後を0.5秒ずつ(区間0.5s-0.5s)、0.4秒・0.2秒・0.4秒(区間0.4s-0.2s-0.4s)、0.4秒・0.1秒・0.1秒・0.4秒(区間0.4s-0.1s-0.1s-0.4s)の4種類を設定した。

これらのデータによる機械学習を行った。データ数4×6マスのタスクのデータセット構築の実験協力者19人分について合計1,520件のデータが生成された。また、4×7マスのタスクのデータセット構築の実験協力者28人分について合計2,790件のデータが生成され

た。なお、データの取得ができなかった部分があったため、最大で40件程度のデータが欠損した状態で判定を行ったものも存在する。これらのデータのうち、学習データを75%、テストデータを25%とした。学習のアルゴリズムにはランダムフォレストを使用した。

4.3. 左右の使いやすさの判定精度

各区間条件による実験の結果は表1～表4である。

表1 区間1sの判定結果

4×6マスのタスク			4×7マスのタスク		
操作	左側	右側	操作	左側	右側
タップ	0.742	0.595	タップ	0.730	0.595
右スワイプ	0.734	0.650	右スワイプ	0.711	0.606
左スワイプ	0.749	0.603	左スワイプ	0.746	0.612

表2 区間0.5s-0.5sの判定結果

4×6マスのタスク			4×7マスのタスク		
操作	左側	右側	操作	左側	右側
タップ	0.766	0.680	タップ	0.744	0.667
右スワイプ	0.785	0.658	右スワイプ	0.782	0.660
左スワイプ	0.775	0.651	左スワイプ	0.766	0.648

表3 区間0.4s-0.2s-0.4sの判定結果

4×6マスのタスク			4×7マスのタスク		
操作	左側	右側	操作	左側	右側
タップ	0.779	0.664	タップ	0.766	0.653
右スワイプ	0.777	0.729	右スワイプ	0.759	0.684
左スワイプ	0.799	0.683	左スワイプ	0.772	0.664

表4 区間0.4s-0.1s-0.1s-0.4sの判定結果

4×6マスのタスク			4×7マスのタスク		
操作	左側	右側	操作	左側	右側
タップ	0.761	0.680	タップ	0.770	0.677
右スワイプ	0.801	0.780	右スワイプ	0.786	0.731
左スワイプ	0.821	0.693	左スワイプ	0.799	0.685

区間1sでは最高でも75%ほどの結果しか得られなかったが、区間0.5s-0.5s条件では、全ての値で約65%を超え、最高は78.5%の精度が得られた。また、モグラを叩く直前、直後をより細かく分けた区間0.4s-0.2s-0.4sでは、65.3%から79.9%の精度が得られた。これにより左側のタップ、左スワイプにおける精度と、右側の右スワイプ、左スワイプにおける精度が上がり、一方で左側の右スワイプ、右側のタップにおける精度は下がったことがわかった。さらに、区間0.4s-0.1s-0.1s-0.4sでは、左側の右スワイプ、左スワイプ操作において精度が80%を超えた。その他の値も区間0.4s-0.2s-0.4s判定結果より上がっており、1秒を0.4秒-0.1

秒-0.1 秒-0.4 秒で区切る手法がもっとも適切であると
考えられる。

4.4. 操作領域の違う上端・下端の操作の判定実験

4.1 節の結果より、4×6 マスのタスクと 4×7 マスの
タスクを比較したところ、上端および下端の操作にお
いて 4×7 マスのタスクの方が操作しづらいことがわ
かった。これは、操作が必要な領域を上下方向に広げ
たことにより、より操作しづらい状況が発生したと考
えられる。そこで、4×6 マスのタスクにおける上端の
操作と 4×7 マスのタスクにおける上端の操作をそれ
ぞれ使いやすい状況・使いづらい状況とみなし、判定
実験を行うこととする。また、上端と同じく下端につ
いても同様に判定実験を行う。

上端側の判定実験について、4×6 マスのタスク、4
×7 マスのタスクそれぞれの最上段の行を比較する。4
×6 マスのタスクの最上段を使いやすい状況、4×7 マ
スのタスクの最上段を使いづらい状況とした。また下
端側の判定実験について、4×6 マスのタスク、4×7 マ
スのタスクそれぞれの最下段の行を比較する。4×6 マ
スのタスクの最下段を使いやすい状況、4×7 マスのタ
スクの最下段を使いづらい状況とした。

機械学習に利用する特徴は 4.2 節の実験に同じく、
操作の前後 0.5 秒を合わせた 1 秒におけるセンサ情報
を対象とし、1 秒を特定の区間に分けたそれぞれの区
間におけるセンサ情報の最大値・最小値・平均値の特
徴量とする。また、1 秒を分ける区間の条件も 4.2 節同
様、区間 1s、区間 0.5s-0.5s、区間 0.4s-0.2s-0.4s、区間
0.4s-0.1s-0.1s-0.4s の 4 種類を設定した。

これらの条件をもとに、合計 1,876 件のデータが得
られ、このデータを用いた機械学習を行った。なお、
データの取得ができなかった部分があったため、最大
で 30 件程度のデータが欠損した状態で判定を行った
ものも存在する。これらのデータのうち、学習データを
75%、テストデータを 25%とした。学習のアルゴリ
ズムにはランダムフォレストを使用した。

4.5. 上下の使いやすさの判定精度

各区間条件による実験の結果は表 5～表 8 である。
この結果より、区間 0.4s-0.1s-0.1s-0.4s で 79.5%～
83.8%の精度を得られたことから、4.4 節の実験でも、
ヒット前後 0.5 秒を区切る方法としては 0.4 秒・0.1 秒・
0.1 秒・0.4 秒が有効であることがわかった。

一方、これまでの実験では、センサ情報の 1 つであ
るデバイスの傾きの情報について、実験協力者の体勢
などにより個人差が大きいと考えられるため利用して
いなかった。しかし、特に操作対象が上下に広がると、
加速度や角速度だけでなく、そもそものデバイスの傾
きが大きく影響すると考えられる。そこで、ここでは
加速度・角速度に加え、傾き（傾きの最大値・最小値・

表 5 区間 1s の判定結果 表 6 区間 0.5s-0.5s の判定結果

操作	上	下
タップ	0.786	0.821
右スワイプ	0.791	0.802
左スワイプ	0.809	0.801

操作	上	下
タップ	0.797	0.838
右スワイプ	0.795	0.806
左スワイプ	0.824	0.820

表 7 区間 0.4s-0.2s-0.4s
の判定結果

操作	上	下
タップ	0.773	0.806
右スワイプ	0.765	0.773
左スワイプ	0.798	0.781

表 8 区間 0.4s-0.1s-0.1s-0.4s
の判定結果

操作	上	下
タップ	0.786	0.814
右スワイプ	0.754	0.791
左スワイプ	0.813	0.786

表 9 傾きを追加した上端・下端の判定結果

操作	上	下
タップ	0.868	0.877
右スワイプ	0.858	0.865
左スワイプ	0.877	0.868

表 10 傾きを追加した左右の操作の判定結果

4×6 マスのタスク			4×7 マスのタスク		
操作	左側	右側	操作	左側	右側
タップ	0.763	0.696	タップ	0.754	0.680
右スワイプ	0.790	0.751	右スワイプ	0.786	0.715
左スワイプ	0.813	0.683	左スワイプ	0.811	0.678

平均値) を追加したうえで判定を行った。

表 9 は、この傾きを追加して区間 0.4s-0.1s-0.1s-0.4s
について上下の判定を行った結果である。この結果よ
り、傾きを加えることにより精度がかなり向上し、
85.8%～87.7%の精度が得られたことがわかる。

この傾きを加えた手法をそのまま、4.2 節の左右の
判定に適用した結果が表 10 である。この結果より、左
右の操作自体の判定においてはあまり精度が上がらな
かったことがわかる。つまり、傾きは上下に操作対象
が広がったことを表しているものと考えられる。

5. 考察

実験の結果より、画面の中央部分と左端・右端によ
る使いやすい操作・使いづらい操作の判定実験は、4×
6 マスのタスクでは最大で 82.1%、4×7 マスのタスク
では最大で 79.9%と、ある程度高い精度で判定でき
ることがわかった。今回、実験は左側・右側で分けて行
ったが、どの実験においても左側の判定精度の方が高
いという結果となった。この理由については右手でス
マートフォンを持ち、左側の操作をするということは
単純に距離が遠く、これは多数の人が目的とする左側

の場所まで届きにくいために、右側に比べ動作が大きくなったためと考えられる。また、時間の分割については、0.4s-0.1s-0.1s-0.4s のものが、精度が高かった。これは、モグラを叩いた瞬間の加速度や角速度に似た傾向があり、その特徴を判定することができたからであると考えられる。

操作領域の違う上端・下端の操作による判定実験でもある程度精度が高く、75.4%～81.4%という判定結果が得られた。また、上側よりも下側の方が高い精度で判定できる場面が多く存在した。これは、右手の親指の可動範囲の都合で、上よりも下の方が遠くに指を伸ばしづらく、操作しづらかったためであると考えられる。また、4×7 マスのタスクは 4×6 マスのタスクの下端に操作領域を追加したため、そもそも操作すべきポジションが違うことが影響していると考えられる。さらに、傾きを追加することで精度が上昇し、87.7%の判定精度を得られた。この理由としては、指が届かずにデバイスを持ち変えるときに、左右のときは傾きをあまり変えずに持ち変えることができるのに対して、上下にはデバイス自体を傾けることによって届かせようという行動が存在していたと考えられる。

ここで、今回の判定実験では、使いづらさのアンケート結果が操作する箇所によって違うことに注目し、操作位置によって使いやすい操作・使いづらい操作を判定していた。しかし今回の手法では、そもそもスマートフォンの操作位置の違いによるセンサ情報の差異を学習・推定している可能性がある。例えば、左側の操作の精度が高いことについては、右手持ちの操作であることから、単純に指から遠い位置の操作ほど判定しやすくなっている可能性がある。そのため今後は、左側・右側のデータを混ぜた判定実験を行うことや、操作位置以外によって使いやすい状況・使いづらい状況を定義し、判定実験を行うことなどが考えられる。例えば、タスクにおいて実際に操作ミスが起こった箇所を使いづらい操作とすることなどが考えられる。また、ユーザによる操作性の違いを考慮した推定を行うことにより、高い精度で推定可能になると期待される。

今回は、そもそも単一の操作の容易性について判定を行ったが、本来は数十、数百という操作をもとに、そのユーザインタフェースの使いやすさを判定することが重要である。本実験では、まだ十分な精度とはいえないものの、その個の操作についてある程度の精度で判定できていることから、複数の操作から判定を行うと十分ユーザインタフェースの使いやすさについて判定できる可能性がある。そこで今後はそうした複数の操作をもとにした判定手法の検討を行い、その制度について検証を行う予定である。

6. まとめ

本研究では、スマートフォンの使いやすさ、使いづらさを機械的に判定できる手法を検討することを目標に、スマートフォン上でモグラ叩きのタスクによるデータセット構築を行った。また操作しづらさに関するアンケートの結果、画面の操作位置によって操作しづらさに一定の傾向が見られ、それらを機械学習によって80%以上の精度で判定できることがわかった。

今後は操作位置以外の基準で使いづらさを定義し、判定可能かについて検討していく予定である。さらに、個々の使いづらさに関する判定からユーザインタフェースの操作性を判定する手法を実現予定である。

謝辞

この研究の一部は、JST ACCEL（グラント番号JPMJAC1602）の支援を受けたものである。

文 献

- [1] Human Interface Guidelines, <https://developer.apple.com/design/human-interface-guidelines/>（最終閲覧日 2019年4月11日）。
- [2] Material Design Guideline, <https://material.io/design/guidelines-overview/>（最終閲覧日 2019年4月11日）
- [3] Bailey, R.W. and Koyani, S.J.: Research-Based Web Design & Usability Guidelines, 2005.
- [4] Rachel Eardley, Anne Roudaut, Steve Gill and Stephen Thompson: Understanding Grip Shifts: How From Factors Impact Hand Movements on Mobile Phones, Proc. of CHI'17, pp. 4680-4691, 2017.
- [5] N. Henze, E. Rukzio and S. Boll: 100,000,000 Taps: Analysis and Improvement of Touch Performance in the Large. Proc. of MobileHCI '11, pp. 133-142, 2011.
- [6] D. Avrahami: The Effect of Edge Targets on Touch Performance. Proc. of CHI '15, pp. 1837-1846, 2015.
- [7] J. Napier: Hands, Published by Princeton University Press, 1993.
- [8] S. Boring, D. Ledo, X. A. Chen, N. Marquardt, A. Tang, and S. Greenberg: The Fat Thumb: Using the Thumb's Contact Size for Single-handed Mobile Interaction. Proc. of MobileHCI '12, pp. 39-48, 2012.
- [9] J. Nielsen, and R. Molich: Heuristic Evaluation of User Interface, Proc. of CHI'90, pp.249-256, 1990.
- [10] C. Lewis, P. Polson, C. Wharton: Testing a Walkthrough Methodology for Theory-Based Design of Walk-up-and-Use Interfaces, Proc. of CHI'90, pp.235-242, 1990.
- [11] E. H. Chi: Improving Web Usability Through Visualization, IEEE Internet Computing, Volume 6 Issue 2, pp. 64-71 2002.
- [12] K. Tajima and S. Nakamura, WePatch: A System Enabling Users to Improve Bad User Interfaces on the Web, Proc. of OzCHI 2017, pp. 448-451, November 2017.
- [13] K. Hikawa, K. Matsuda, and S. Nakamura: Deconaby: Animations for Improving Understandability of Web Images, Proc. of HCI2018, 2018.