

親指の長さがスマートフォンの操作に及ぼす影響の調査と 親指の長さの自動推定手法の検討

梶田美帆¹ 阿部和樹¹ 中村聡史¹ 山中祥太²

概要：UI（ユーザインタフェース）の操作性はユーザごとに評価が異なり、特にユーザの手のサイズは操作性に大きな影響を与える。サービスの開発者にとって、これらの個人ごとの操作性の違いを把握し、サービスのUIを改良することは容易ではない。この問題の解決に際し、ユーザの手の大きさおよびUIの操作性を自動で推定することで、個人に最適なUIを構築する方法が考えられる。そこで本研究では、個人にとっての使いづらいUIに焦点を当て、特に個人の親指の長さが操作性に与える影響について調査を行うとともに、UI操作時のセンサ情報から親指の長さを自動推定する方法を検討した。調査の結果、連続する操作におけるUI間の距離と操作時間に相関が見られるとともに、親指の長さによってそれぞれ特徴がことなることが明らかになった。特に、親指の長いユーザにとってはUI間の距離が長過ぎると操作しづらいことが判明した。また、センサ情報をもとにした親指の長さの自動推定では、特定の操作において親指の長いユーザが推定しやすい傾向が見られた。さらに、連続した操作における操作時間が親指の長さごとに特徴が見られ、その操作時間で親指の長さを推定できることが示唆された。

キーワード：スマートフォン、センサ情報、機械学習、親指の長さ、片手持持

1. はじめに

スマートフォンは電話やメール、カメラやスケジュール管理のみならず、インターネット閲覧や音楽・動画視聴、ゲームなど様々なものを楽しめるだけでなく、定期や財布代わりにも利用でき、生活に欠かせないものである。ここで、スマートフォンやスマートフォン上のアプリケーションを長く使ううえでユーザが重視するのが、性能や使いやすさである。性能は動作速度や解像度、機能の豊富さなどが評価軸とされ定量化しやすい。一方で、使いやすさはユーザによって異なるうえ、その評価においてはユーザ実験やユーザの観察が必要となるため容易ではない。

使いにくいUI（ユーザインタフェース）の特徴としては、押しにくい場所にあるボタン[1][2]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誤タップをしてしまうもの[3][4]などが挙げられる。しかし、ユーザによってスマートフォンを左手で把持するのか右手で把持するのか、両手で把持するのかなどが異なるうえ、指の長さや太さなど個人の特性に影響されるため、それらの基準は一律ではないと考えられる。

ここで、操作に影響を及ぼす個人の特性の中でも、指の長さは操作性に大きな影響を与えるものであり、ユーザの指の長さがUIの操作性にかかわることを示す研究が多く存在する。まず、Le[7]らはスマートフォンを操作する指が届いた範囲を記録することにより、画面上の操作カバー範囲は指の長さが長いほど拡大することを示している。また、Xiongら[5]はスマホを右手のみで把持する際の、親指を左右に振る動きが可能な画面領域と親指のポジションの定義

を行っただけで、スマートフォンの画面上の動作カバー範囲と親指の長さ・スクリーンサイズなどが与える影響について調査[6]を行っている。その結果、親指が長い人は、タッチスクリーンの右側と下部に到達不可能なスペースを残すことが明らかになっている。以上のことから、使いやすいUIにはユーザの指の長さが関わっているといえる。

つまり、アプリケーションやサービスの開発者にとって、こうした個人の特性である指の長さを把握できれば、UIを個人に対して、よりよいものにすることができると期待される。しかし、アプリケーションごとにユーザにそうした情報の入力を要求することは、ユーザ離れの一因となる可能性もあり難しく、ユーザが操作している最中に自動で推定できることが望ましい。ここで、把持の方法の推定についてはRaphaelら[8]が多様なスマートフォンの持ち方を弁別することのできるセンサ情報を活用したシステムを提案している。そこで本研究では、片手持持における、操作に用いる親指の長さを、ユーザの操作時の振る舞いから自動推定する手法について検討する。

これまで我々は、アプリケーション操作中のスマートフォンの動きを収集し、UIの使いやすさについて評価する手法を検討してきた[9]。具体的には、ユーザが画面を万遍なく操作する際のスマートフォンの加速度・角速度・傾きをセンサ情報として利用し、それらの情報から使いやすい及び使いづらいUIを操作している場面を推定可能か、機械学習を用いた評価実験を行った。これにより、ユーザが使いやすい・使いづらい箇所を操作している状態をセンサ情報から推定可能であることを明らかにした。

そこで本研究では、過去の研究[9]で収集したデータセッ

1 明治大学
Meiji University.

2 ヤフー株式会社
Yahoo Japan Corporation

トを拡張し、ユーザの親指の長さが実際の操作に与える影響について分析を行う。また、操作時のセンサ情報から特徴量を抽出し、ユーザの親指の長さを自動で推定可能か、機械学習を用いた評価実験を行う。さらに、機械学習に寄らない手法についても検討を行う。

2. 関連研究

UI 評価に関する研究は様々なものが存在している。スマートフォンにおける見やすい画面設計に関して、Apple や Google によってガイドラインが発行されている[10][11]。また 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[12]。

Nielsen らは数名の専門家の意見を用いて、ユーザビリティの問題点の評価の改善を繰り返し行うための、ヒューリスティック評価法を定めた[13]。同様に、コグニティブワークスルー法が Lewis らによって提案されている[14]。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、問題を自動発見しようという研究が存在している[15][16]。それ以外にも、田島らは、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[17]。

このように、UI の改善について取り組む研究が多く存在するが、これらは実際にシステムを用意し、ユーザ実験を必要とするものが多い。そこでユーザの負担を軽減すべく、我々は過去の研究[9]で、改善が求められる UI をユーザが操作している際の、センサ情報を収集・分析することでその UI について評価を行う方法を示した。しかし、研究では個人の特性については考慮していなかったため、本研究では引き続きセンサ情報を用いることで、指の長さという個人の特性を自動で推定可能かについて検討する。

渡邊ら[18]はアプリケーションの操作を通じて、指の使用領域、移動距離、速度などの操作特徴を求め、個人を識別する研究を行っている。また、利き手や使用する指など個人の特徴を、その操作から識別する研究がある [19]。しかし、これはすべてのアプリケーションを横断して調査ができるわけではない。また、タッチ操作そのものを記録する必要があり、指の長さを実際に推定可能かについても言及されていない。本研究はセンサ情報により個人の特性である指の長さを推定することを目的としている。

3. データセット構築

3.1 データ収集の目的

本研究では、ユーザの指の長さがスマートフォンの操作に与える影響を調査したうえで、操作時のスマートフォンの動きのセンサ情報からユーザの親指の長さを推定する方

法を検討する。また、Raphael らは[8]で遠くにあるターゲットをタップするときに無理に指を伸ばそうとするためスマートフォンの物理的な回転量が増えることを示している。そのため、指を伸ばす必要性は、指が短い人ほど大きくなると考えられる。そこで今回は、スマートフォンを片手で操作する際の親指の長さに着目する。

ユーザの親指の長さとの操作の分析のため、まずは実際の操作におけるデータを収集する。今回は様々なシステムにおける画面上の操作を用意するため、連続して画面上の様々な位置を操作するタスクとしてモグラ叩きのタスクを用いた。また、タスク中における操作時間やセンサ情報を記録することで、それらの情報とタスクに参加した実験協力者の親指の長さの関係を調査し、自動でユーザの親指の長さが推定可能かについて検討を行う。次節以降では、これらのデータセット構築について詳しく述べていく。

3.2 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でタッチスクリーン上を万遍なく操作してもらう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、[9]において実現した、モグラ叩きタスクを用意した(図1)。図2は実際の操作画面である。

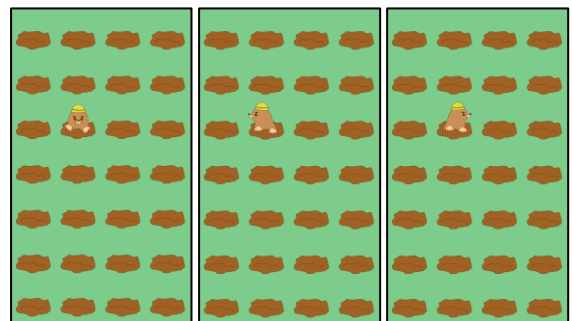


図1 モグラ叩きタスク操作画面



図2 モグラ叩きタスクの操作画面

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、またその出現のスピードも増していくが、本研究では、操作を確実に収集するため、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ている。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、全ての操作データを取得するため、出現しているモグラが叩かれるまで他のモグラは出てこないようにしている。

各場所における操作を網羅するため、スマートフォンの画面を4×7マスに分割し、各マスから正面向き、右向き、左向きの3種類モグラが1回ずつ出現する。また、モグラが出現する位置及びモグラの向きの順番についてはランダムとした。なお、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得した。

3.3 実験設定

実験では、男性12名、女性16名の大学生28名の実験協力者に依頼した。ここで、実験協力者の親指の長さによってだけばらつきがあることが望ましいため、実験の依頼の前に手の大きさについておおまかな調査を行い、親指が短い実験協力者と親指が長い実験協力者の数がなるべく均等になるように実験協力者を集めた。また、実験協力者には、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セット行ってもらった。なお、1セットに出現するモグラは合計84匹である。

実験に使用したスマートフォンはSamsungのGalaxy S8である。Galaxy S8の仕様は、重さ150g、デバイス自体の大きさ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が200×200ピクセルである。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。これは本研究の目的がユーザの操作から親指の長さを推定することによる。

実験では、固定された椅子に座り、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統一した。また、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1秒間に30回取得した。

また、今回は実験協力者の指の長さを計測するため、実験後にそれぞれの手形を取得した。手形のとり方は、用紙の上に実験協力者の手を置いてもらい、その輪郭を我々がペンによって用紙に写し取るという方法を用いた。また、今回は操作に用いた親指の長さを計測する必要があるため、手形における親指の付け根から指先までの長さを親指の長さとして取得した。

4. 分析

4.1 親指の長さによる実験協力者の分類

実験後に測定した親指の長さに基づいて、実験者をshort・middle・longの3グループに分類した。実験協力者

の指の長さは図3のような分布であったため、均等となるよう、shortは48mmから53mmの10名、middleは54mmから56mmの9名、longは59mmから62mmの9名とした。なお、ここで、親指の長さとは先述の通り、指の付け根から指先までである。

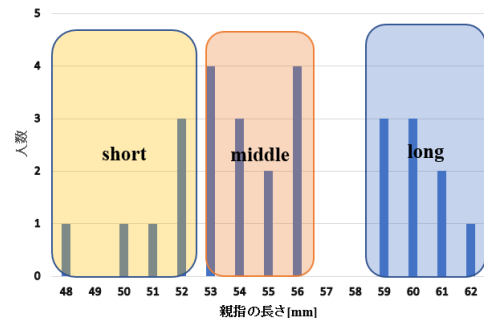


図3 実験協力者の親指の長さの分布

4.2 操作時間と指の長さの関係の比較

我々は、親指の長さに影響される操作とは、特に連続する操作であり、操作ターゲットと次の操作ターゲットの距離が遠いほど、指の短い人と比較して指の長い人の操作時間が短くなると考えた。そこで、4.1節で示したように実験協力者を指の長さで分類し、そのグループごとにターゲット距離と操作時間の相関を調査した。具体的には、それぞれ分散と平均を算出した。また、操作時において残差が標準偏差の三倍以上のデータは、外れ値として処理を行った。元のデータ数はshortが9,206件、middleが8,356件、longが8,076件であり、例外処理を行った後のデータ数はshortが8,135件、middleが7,308件、longが7,425件である。

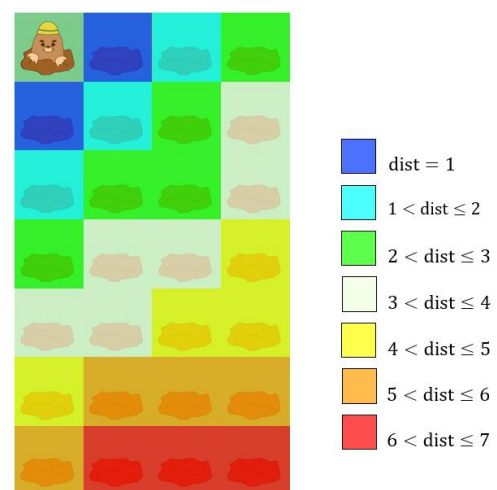


図4 ターゲット距離

ここで、ターゲット距離とはあるタイミングにおける操作完了したモグラと、次の操作ターゲットのモグラとの距離を示す。今回は、実験でモグラが出現する4×7マスについて、1マスの横幅・縦幅の長さを1とし、各マスの中心

間のユークリッド距離を計算した。図4は左上のマスから移動する際の距離を可視化したものである。ターゲット距離の最小値は1, 最大値は6.71となる。図5は, 左上のモグラを叩いた後に登場するモグラとのターゲット距離を $dist$ としたとき $dist=1, 1 < dist \leq 2, 2 < dist \leq 3, 3 < dist \leq 4, 4 < dist \leq 5, 5 < dist \leq 6, 6 < dist \leq 7$ における, 平均操作時間と分散を指の長さのグループで比較した結果を示すグラフである。棒グラフと左軸が平均を, 折れ線グラフと右軸が分散を表している。

図5より, ターゲット距離が $1 \leq dist \leq 6$ における平均操作時間は **short** より **long** の方が長いことが明らかになった。一方で, ターゲット距離が $6 < dist \leq 7$ の場合は **long** の方が **short** よりも操作時間が短いことも示された。

我々の予想は, ターゲット距離が遠いほど, 親指の短い人と比較して親指の長い人の操作時間が短くなるというものだった。しかし, 以上の結果より, 一定の距離までは親指の長い人ほど時間がかかる, ということが分かった。

つまり, 親指の長さによって適切なターゲット距離が存在すると考えられる。ここで, 平均操作時間の分散に注目すると, 図5(d)において **long** の分散が高いように, グループ間で大幅に異なる結果を示すものがある。分散が大きいのものは, 各操作において操作時間にブレがある可能性を示している。しかし, 図5の結果は各グループの実験協力者の結果を平均したものであり, 個人ごとに操作時間に差がある場合も分散が大きくなっていると考えられる。そこで, 次節ではターゲット距離と時間の関係について, 個人のデータによる正規化を行ったうえで分析を行う。

4.3 親指の長さごとの操作しやすい距離の調査

本節では, 親指の長さが **short**・**middle**・**long** それぞれのグループにおけるターゲット距離と操作時間の関係について, 個人ごとの操作時間の違いを考慮した分析を行う。ここでは, 各実験協力者のターゲット距離ごとの操作時間を正規化するため, 個人における全体の操作時間の平均と, 各ターゲット距離における操作時間の差を変位として計算する。例えば, ある実験協力者の全体の操作時間の平均が1.38秒であり, $1 < d \leq 2$ における操作時間の平均が1.34秒である場合, $1 < d \leq 2$ における操作時間の変位は-0.04秒となる。これらの変位について, 実験協力者ごとに計算することで, 各ターゲット距離における操作時間の正規化を行った。

図6は, 折れ線が実験協力者ごとの操作時間の変位をグループごとに平均したグラフである。横軸がターゲット距離, 縦軸が全ターゲット距離における操作時間の変位量である。ここで, 0.0の値は各グループの, 全ターゲット距離における操作時間を示しており, 縦軸が負の値を取るターゲット距離の操作は平均より早く, 正の値を取るものは平均より遅い操作である。また図6の点線は, 横軸における1マスの単位を1とした際に, それぞれのターゲット距離における操作時間から算出した近似直線であり, その横に直線の式を表示している。

ここで図6より, **short**, **middle**, **long** の操作時間の平均がどのグループにおいてもターゲット距離 $3 < dist \leq 4$ であることがわかる。このことから, どの指の長さであっても, ターゲット距離 $1 \leq dist \leq 3$ での操作は比較的容易で, $4 < dist \leq 7$ での操作は困難であることがわかる。

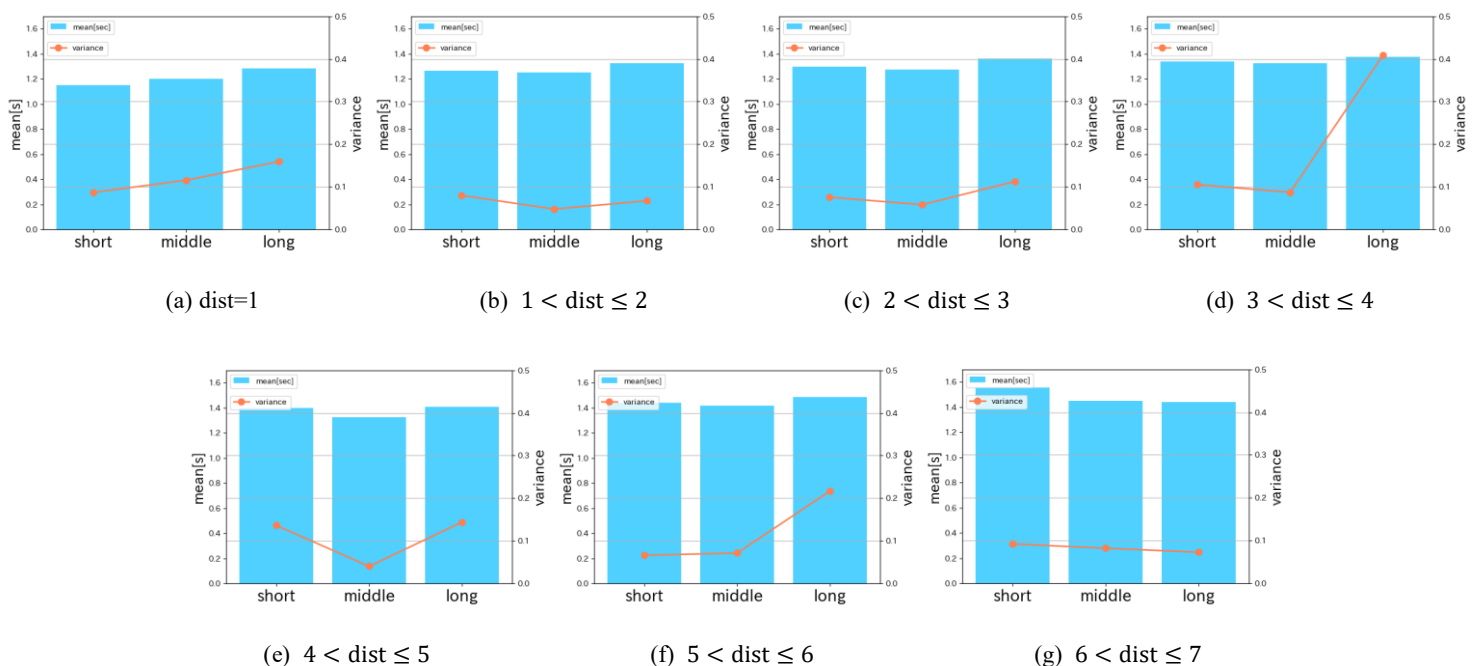


図5 操作時間と指の長さの関係の比

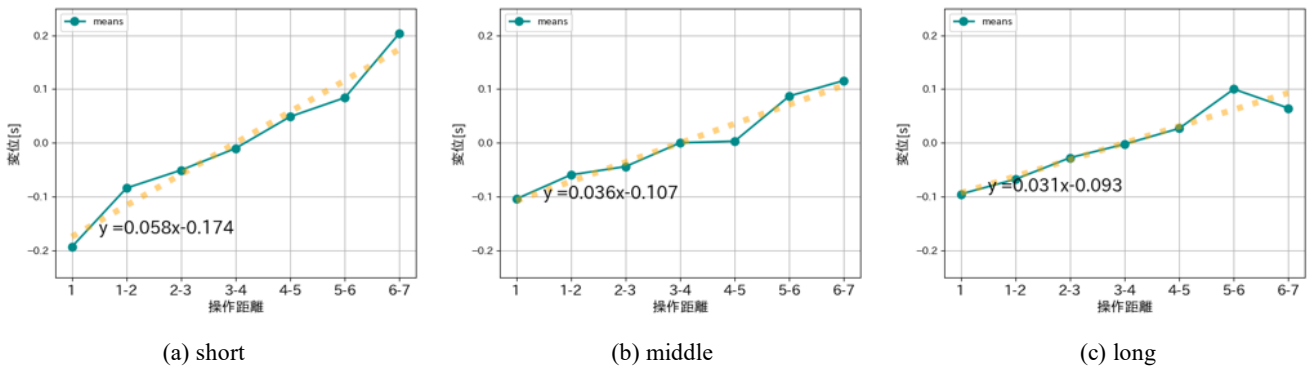


図6 ターゲット距離ごとの操作時間変化

しかし、ここで全体の変化量すなわち図中の点線に示す傾きに注目すると、short は傾きが 0.058，middle は傾きが 0.036，long は傾きが 0.031 の値となった。また、short のグループは middle・long のグループに比べ、ターゲット距離が短い場合と長い場合で操作時間の変位量が大きく異なることがわかった。そのため、ユーザが感じるターゲット距離に対応する操作の容易さの度合いは、指の長さごとに異なるといえる。特に図 6 より、ターゲット距離が 1、つまり隣り合ったターゲットを操作する際、指の長さが short の実験協力者は middle や long の実験協力者よりも感じる操作の容易さの度合いが高い。また、ターゲット距離の長さで操作時間の長さがある程度比例していることがわかる。

一方、 $5 < \text{dist} \leq 7$ の操作時間変化について注目すると、比例関係に例外が存在する。指の長さが short と middle の場合は、ターゲット距離が大きくなるにつれて変位は増加の傾向にあるが、long の場合、操作時間の平均からの変位の値が、 $6 < \text{dist} \leq 7$ のターゲット距離を操作する際、 $5 < \text{dist} \leq 6$ における変位から負の値を取っていることが図 6(c)よりわかる。すなわち、long にとって $6 < \text{dist} \leq 7$ よりも $5 < \text{dist} \leq 6$ における操作の方が困難であるといえる。

以上より、指の長さごとに操作しやすい距離が存在すると考えられる。そこで次節では、同じ距離における操作における、指の長さによる振る舞いの差について調査する。

4.4 親指の長さによる実験協力者の振る舞いの調査

4.3 節では指の長さごとに操作しやすい距離が存在することが示された。そこで我々は同じ操作を行うのでも指の長さの違いによってユーザの振る舞いに差が出る考えた。

ここで、4.2 節でも示したように、ターゲット距離 $6 < \text{dist} \leq 7$ において long の操作時間平均は short や middle よりも短くなっている。すなわち、ターゲット距離 $6 < \text{dist} \leq 7$ を操作する際、親指の長さが long の場合、short・middle よりも容易に操作できるということが明らかになった。そこで本節では、 $6 < \text{dist} \leq 7$ の操作における親指の長さが long の際の振る舞いと、それ以外の short と middle の振る舞いの差について調査する。ここでは、各実験協力者のターゲット距離ごとの操作時間を正規化するため、個人における全体の操作時間の平均と、各ターゲット距離における操作時間の差を変位として計算した。

図 7 はターゲット距離 $6 < \text{dist} \leq 7$ の操作を可視化したものである。ここで、実験画面に配置されたモグラは横に 4 匹、縦に 7 匹であり、 $6 < \text{dist} \leq 7$ の距離はモグラの一番上の列と一番下列のモグラのいずれかを斜めに結んだ距離である。図 7 の緑色ないし黄色の丸がターゲット位置で、そこから伸びている矢印は、実験協力者が次に要求された位置への操作の軌跡を表している。また、ここでは(a)(b)(c)として、スマートフォンの画面の上部から下部への斜めの操作のみを示しており、画面の下部から上部への斜めの操作

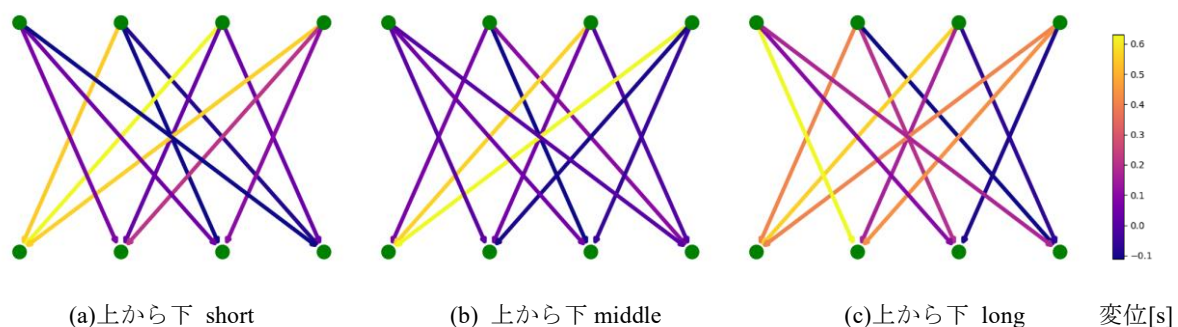


図7 指の長さごとの操作時間の比較

については省略している。なお、矢印の色は操作時間平均の変位を示しており、色が青に近いほど変位が小さい（操作時間が短い）ことを、黄色に近いほど変位が大きい（操作時間が長い）ことを表しており、どの操作に時間がかかったか、つまりは困難であったかということを示している。どの色がどれくらいの変位量を表しているかは図の右の変位と色を対応させたカラーの通りである。

この結果より、上から下への操作では **short** や **middle** は右上から左下への移動に時間がかかっている。しかし **long** は上段の一番左から下段の左から二番目へ向けての操作に時間がかかっていることなどがわかった。また、ここには示していないが、下から上の操作については全体的に右下から左上の移動に時間がかかっていること、**short** は、下段右端から上段の右から二番目に向けた操作を容易に行っているのに対して、**middle** や **long** はそれよりも時間がかかっていることがわかった。

以上より、親指の長さによってどの操作に時間がかかるか、すなわち同じ操作における困難度合いに違いがあることが明らかになった。

4.5 考察

本章ではこれまで、親指の長さが操作に与えた影響について分析してきた。その結果、親指の長さにより、同距離の操作でも操作時間ないし困難度合いの感じ方が異なるということがわかった。そこで我々は、**long** とそれ以外の指の長さによる操作の比較を行う際、それぞれの指の長さの特徴が最も現れるのはターゲット距離 $5 < \text{dist} \leq 6$ の操作であると考えた。これは 4.3 節において言及したように **long** にとって $6 < \text{dist} \leq 7$ よりも $5 < \text{dist} \leq 6$ における操作の方がより困難であるといえると考えたためである。

5 章では、実際に機械学習やマッチングなどの方法によって親指の長さを自動で推定できるかを検討する。

5. 機械による親指の長さの自動推定

本章では、スマートフォン操作時のユーザの振る舞いから、ユーザの親指の長さを自動で推定することが可能かについて、検証を行う。4 章の結果より、実験協力者を親指の長さをもとに **short**・**middle**・**long** の 3 つのグループに分けたところ、それぞれのグループにおいてターゲット距離と操作時間に特徴が見られた。これにより、画面上の異なる 2 点間の操作において、親指の長さによりそれぞれ特徴的な動きが存在する可能性がある。また、図 6 についてそれぞれグラフに特性があるため、その操作時間をベースとして推定できる可能性もある。

そこで今回はまず 4 章の結果をもとに、親指の長さを **short**・**middle**・**long** の 3 つのラベルに分類し、画面上の異なる位置を操作する際のセンサ情報から、親指の長さがどのグループに存在するかを推定する 3 値分類の機械学習タ

スクを設定する。また、学習および推定には 4 章と同じく、3 章で構築したデータセットを利用する。その後、操作時間などをもとにした推定について検討を行う。

5.1 機械学習のための学習データの用意

データセット構築で収集したセンサ情報から、学習に利用する特徴量を生成する。データセットでは、加速度・角速度・デバイスの傾きの 3 種類の情報について、X 軸・Y 軸・Z 軸の 3 軸の、合計 9 種類のデータを収集している。学習ではこれらの 9 種類のデータについて、異なる 2 点間を操作する際の移動時のセンサ情報を利用する。具体的には、3 章で説明したモグラ叩きのタスクについて、モグラを叩いてから次のモグラを叩くまでの間に計測したデータである。この区間について、9 種類のデータごとに最大値・最小値・平均値を求め、 $9 \times 3 = 27$ 次元の特徴量を生成する。

また、親指の長さについては 4.1 節の説明と同じく、データセット構築に参加した実験協力者 28 名を、**short** 10 名、**middle** 9 名、**long** 9 名の 3 つのラベルに分類した。それぞれのデータ数は **short** が 8,135 件、**middle** が 7,308 件、**long** が 7,425 件の、合計 22,868 件のデータを学習データとして用意した。

ここで、4 章では 2 点間の距離であるターゲット距離において、特に距離 dist が $5 < \text{dist} \leq 6$ のときに **short**・**middle**・**long** ごとに特徴が異なることが明らかになった。つまり、学習データにおいて、 $5 < \text{dist} \leq 6$ におけるデータに絞って学習・推定することで、 $1 \leq \text{dist} \leq 7$ までのすべてのターゲット距離の操作を含む全体のデータで学習するよりもより高い精度で推定できると期待される。そこで、 $5 < \text{dist} \leq 6$ のデータである、**short** が 588 件、**middle** が 512 件、**long** が 555 件、合計 1,655 件の学習データも用意した。

一方、実験で収集した操作はタップ、左スワイプ、右スワイプの 3 種類である。今回収集したデータは、先述の通り、モグラを叩いてから次のモグラを叩くまでの間に計測したデータであるが、センサ情報には次のモグラを叩く際の操作が影響すると考えた。そこで、操作区間内において 2 番目のモグラをどのように操作するかで $1 \leq \text{dist} \leq 7$ および $5 < \text{dist} \leq 6$ の 2 種類の学習データを 3 種類に分け、それぞれについて推定精度を求めた。

5.2 親指の長さの推定実験と結果

今回は 3 値分類の学習アルゴリズムとして、ランダムフォレストを利用した。機械学習には Python のライブラリである `scikit-learn`[20] を利用し、正解率を求めた。また、指の長さによって推定に影響はあるかを調査するため、F 値も算出した。実験の結果は表 1 の通りである。

ここで、正解率の期待値は $1 \div 3 = 0.33$ である。表 1 より、 $1 \leq \text{dist} \leq 7$ よりも $5 < \text{dist} \leq 6$ の距離のすべての操作で正解率が上回った。また、 $1 \leq \text{dist} \leq 7$ と $5 < \text{dist} \leq 7$ のデータどちらにおいても、**long** の F 値が **short** を上回っており、 $5 < \text{dist} \leq 6$ における学習の方がその度合いが大きい。この

表 1 機械学習による親指の長さ推定の結果

	1 ≤ dist ≤ 7			5 ≤ dist ≤ 6		
	タップ	右スワイプ	左スワイプ	タップ	右スワイプ	左スワイプ
正解率	53%	52%	50%	56%	58%	56%
Short(F 値)	0.53	0.57	0.50	0.56	0.54	0.57
Middle(F 値)	0.46	0.44	0.45	0.51	0.51	0.44
Long(F 値)	0.60	0.57	0.55	0.60	0.69	0.64

ことから、 $5 < \text{dist} \leq 6$ において指の長さが long である際の操作を高い精度で推定できていることがわかる。一方、middle の F 値が総じて低い結果となった。これは、図 6 にあるように、middle の人は short と long の操作の特徴の両方を併せ持つ傾向があるためであると考えられる。

5.3 機械学習による推定の考察

本章ではスマートフォン操作時のセンサ情報から、ユーザの親指の長さを自動で推定することが可能か機械学習によって検討した。ここで我々の予想は、親指の長さによって操作が影響されると考えられるターゲット距離の操作は、すべての距離の操作を含む全体のデータで学習するよりもより高い精度で推定できるというものであった。そこで実際に、親指の長さが long の場合に操作に影響を与えるであろう $5 < \text{dist} \leq 6$ と $1 \leq \text{dist} \leq 7$ における操作の推定結果を比較した。その結果、 $5 < \text{dist} \leq 6$ における操作の方がより高い精度で推定できた。また、 $5 < \text{dist} \leq 6$ における操作の中でも、親指の長さが long である際の操作の精度が高かった。

以上により、センサ情報によって親指の長さを推定できることが示されたが、その精度は高くなかった。

5.4 操作時間による推定の可能性

今回機械学習による手法は良い結果を得ることができなかった。ここで、図 6 の実験協力者ごとの操作時間の変位をグループごとに平均したグラフについて再度注目すると、指の長さによって、

- short は単調増加
 - middle は $3 < \text{dist} \leq 4$ と $3 < \text{dist} \leq 5$ で一定または減少
 - long は $5 < \text{dist} \leq 6$ と $6 < \text{dist} \leq 7$ で減少
- という傾向が表れている。これは、指の長さにより適切な操作距離が変わったことが要因として考えられる。ここで、short・middle・long それぞれについて個々の結果を示したものが図 8 である。スペースの都合上、すべての結果を示すことができていないが、なるべく多様性のある結果を示している。ここからも上記の特徴がすべての事例に表れており、高精度に推定できると期待される。

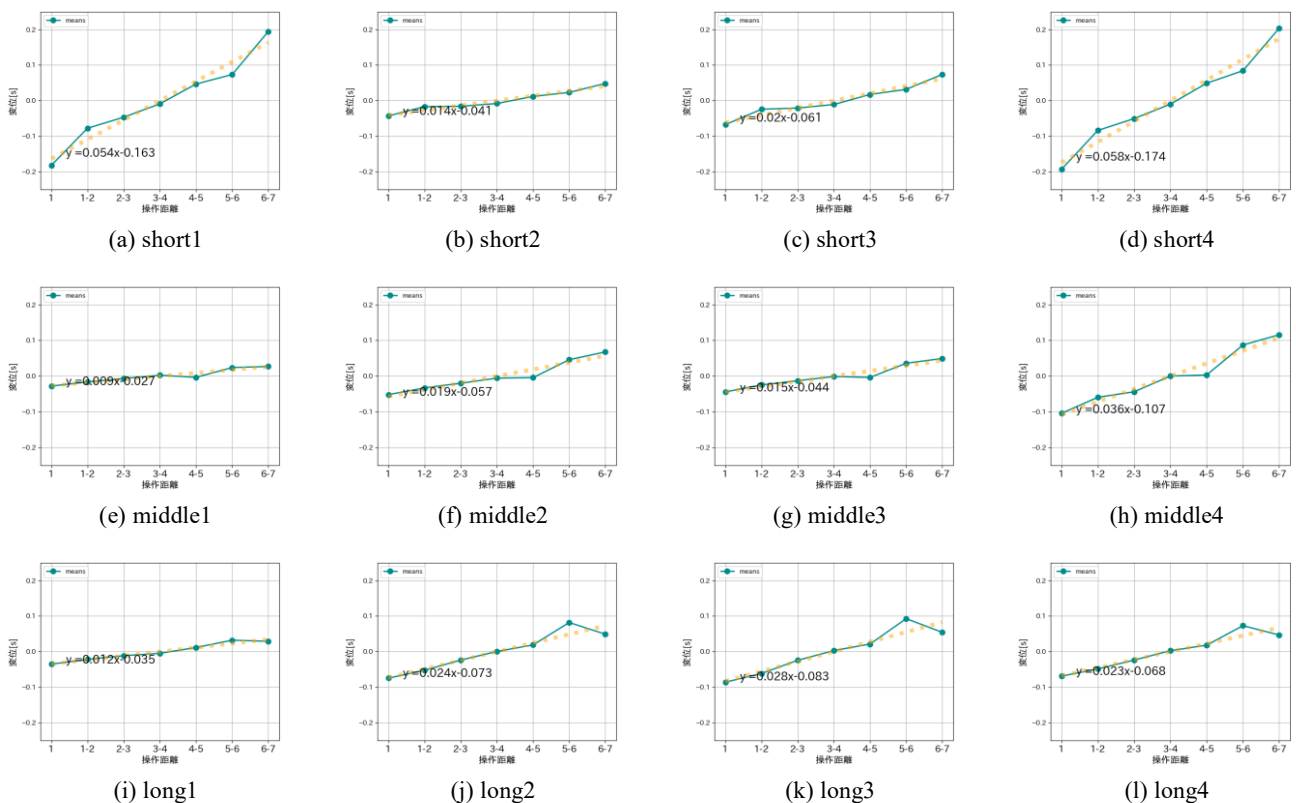


図 8 個人におけるターゲット距離ごとの操作時間変化

つまり、各操作時間の変化に注目することで、指の長さの推定ができると期待される。実際、今回の事例では long・middle・short について先述の特徴を利用することで、long については 9 人中 9 人を、short と middle の判別については、閾値を middle の最小値の 0.4 に設定することで、middle は 9 人中 9 人、short が 10 人中 7 人を正確に推定できた。ただし今回は 84 パターン×10 試行の合計 840 回分の操作をベースとし、その平均を利用しているものであり、それだけの操作をユーザに要求するのは現実的でないと考えられる。そこで、今後どの程度の少ない数で推定可能であるかについて検討を行う予定である。

6. まとめ

本研究の目的は、スマートフォンを操作している最中のユーザの指の長さを自動的に推定可能か検討することであった。そこで実験協力者を指の長さで short・middle・long の 3 グループに分け、スマートフォン上における様々な操作を収集し、グループごとにどのような傾向があるかを分析した。これにより、指の長さは操作時間に影響することを示した。また、分析をもとに、最も指の長さに操作が影響されると考えられるターゲット距離について、すべての距離の操作を含む全体のデータと比較して機械学習を行った。その結果、指の長さに操作が影響されると考えられるターゲット距離においての操作の方が高い精度で推定できた。これによりセンサ情報による指の長さの推定が可能であることが明らかになった。

また、我々は、ターゲット距離が近すぎると指の長い人ほど時間がかかる、ということを示した。これは、指が長いと、近い距離の操作の際に指を持って余すことがあるという傾向を示している。これまで、ForceRay[1]や、iPhone のホームボタンをダブルタップすると画面全体を下に寄せる機能のように、親指の付け根方向に GUI オブジェクトを近づけることで操作性を改善する、様々な操作手法が提案されてきた。しかし我々は、指が長い人にとっては付け根に近すぎるとかえって操作性を悪くする可能性を示した。つまり、親指の長い人向けには、親指の付け根付近で操作できるようにするよりも、画面中央に GUI オブジェクトを寄せることで操作性を改善する手法の方が適切である可能性がある。そのため、この点については今後実験によって検証していく予定である。

謝辞 本研究の一部は、JSTACCEL（ Grant 番号 JPMJAC1602）の支援を受けたものである。

参考文献

[1] Corsten, C., Lahaye, M., Borchers, J. and Voelker, S.. ForceRay: Extending Thumb Reach via Force Input Stabilizes Device Grip for Mobile Touch Input. Proc. of CHI 2019. 2019. no.212. p.1-12.

[2] Bergstrom, L. J., and Oulasvirta, A.. Modeling the Functional Area of the Thumb on Mobile Touchscreen Surfaces. Proc. of CHI 2014. 2014. p.1991-2000.

[3] Yamanaka, S., Effect of Gaps with Penal Distractors Imposing Time Penalty in Touch-pointing Tasks. Proc. of MobileHCI 2018. 2018. no.21, p. 1-11.

[4] Yamanaka, S. Shimono, H and Miyashita, H.. Towards More Practical Spacing for Smartphone Touch GUI Objects Accompanied by Distractors. Proc. of ISS 2019. p. 157-169.

[5] Xiong, J. and Muraki, S.. The effects of hand size on thumb coverage on smartphone touchscreens. The Japanese journal of ergonomics. 2015. vol .51. p116-117.

[6] Xiong, J. and Muraki, S.. Effects of age, thumb length and screen size on thumb movement coverage on smartphone touchscreens. International Journal of Industrial Ergonomics. 2016. vol.53. p.140-148.

[7] Le, H. V., Mayer, S., Bader, P. and Henze, N.. Fingers' Range and Comfortable Area for One-Handed Smartphone Interaction Beyond the Touchscreen. Proc. of CHI 2018. no. 31. p.1-12.

[8] Eardley, R. Roudaut, A. Gill, S. and Thompson, S. J.. Understanding Grip Shifts: How Form Factors Impact Hand Movements on Mobile Phones. Proc. of CHI 2017. p.4680-4691.

[9] 梶田美帆, 杉本知佳, 阿部和樹, 中村聡史, 山中祥太. スマートフォンのセンサ情報による UI 評価手法の検討. 電子情報通信学会 HCS 研究会. vol.119. no.38. p.51-56. 2019.

[10] "Human Interface Guidelines". <https://developer.apple.com/design/human-interface-guidelines/>. (参照 2019-11-08).

[11] "Material Design Guideline". <https://material.io/design/guidelines-overview/>. (参照 2019-11-08)

[12] Bailey, R.W. and Koyani, S. J.. Research-Based Web Design & Usability Guidelines. 2006.

[13] Nielsen, J. and Molich, R.. Heuristic Evaluation of User Interface, Proc. of CHI 1990. 1990.

[14] Lewis, C., Polson, P. and Wharton, C.. Testing a Walkthrough Methodology for Theory-Based Design of Walk-up-and-Use Interfaces. Proc. of CHI 1990. p.235-242.

[15] Chi, E.H.. Improving Web Usability Through Visualization. IEEE Internet Computing, 2002. vol.6. no.2. p.64-71.

[16] Herder, E. and Weinreich, H.. Interactive Web Usage Mining with the Navigation Visualizer. Proc. of CHI 2005 Extended Abstracts. p.1451-1454.

[17] 田島 一樹, 中村 聡史. WePatch: ユーザの手による Web 上の BADUI 改善システム, 情報処理学会 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI) . p.1-8. 2017.

[18] 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 2012 論文集. 2012. p.797-804.

[19] 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. 情報処理学会モバイルコンピューティングとユビキタス通信研究会研究報告. 2014. no.20.

[20] "scikit-learn: machine learning in Python — scikit-learn 0.21.3 documentation". <https://scikit-learn.org/stable/>. (参照 2019-11-08)