



---

# 卒業研究報告書

平成26年度

---

研究題目

機械学習によるスマートフォンの片手操作と  
両手操作の特徴検出と判別

---

指導教員 上野秀剛 助教

---

氏名 山鷺海人

---

平成27年1月8日 提出

奈良工業高等専門学校 情報工学科

# 機械学習によるスマートフォンの片手操作と 両手操作の特徴検出と判別

上野研究室 山鷲海人

スマートフォンのユーザは、端末を保持する手の親指で操作する片手操作と、端末を片手で保持し反対の手で操作する両手操作の両方を利用し、状況によって操作方法を変更することが知られている。片手操作においては、利用者は親指の可動域内しか操作できず、大型のスマートフォンでは、画面内に指で触れることが困難な領域が発生する。そこで、片手操作におけるスマートフォンの操作性を改善させるために、これまでにさまざまなユーザインタフェースが提案されている。これらのユーザインタフェースはユーザの片手操作時の操作性改善に利用できるが、背面のタッチスクリーンなど、既存のスマートフォンには無い装置や機能を追加する必要がある場合や、文字入力以外の操作について改善できる訳ではないなどの問題がある。本研究では、片手操作のユーザインタフェースと両手操作のユーザインタフェースを動的に切り替える手法を開発する前段階として、ユーザの片手操作と両手操作を判別する手法を提案する。片手操作と両手操作を判別する技術を元にユーザインタフェースを動的に切り替える手法を開発することで、片手操作と両手操作それぞれに特化したユーザ・インタフェースを導入・組み込みすることが可能になる。提案手法はスマートフォンに搭載されたジャイロセンサや方角センサから得られる操作の特徴から、機械学習アルゴリズムの一種であるRandomForestによって片手操作と両手操作を判別する。提案手法の有用性を検証する実験では、1人のユーザの操作データから同じユーザの片手操作と両手操作を判別できることが示唆された。さらに、学習データが少数であっても高い精度で片手操作と両手操作を判別できることが示唆された。また、スマートフォンユーザの一般的な特徴よりもユーザごとに異なる癖の方が判別に強く影響する可能性が示唆された。

# 目次

1	はじめに	2
2	関連研究	3
3	操作判別に利用する計測値とアルゴリズム	4
3.1	計測値	4
3.1.1	接触面積	4
3.1.2	圧力	5
3.1.3	傾き	5
3.1.4	操作種類	5
3.2	Random Forest	6
4	実験	8
4.1	共通設定	8
4.2	実験1	9
4.3	実験2	9
4.4	実験3	10
5	結果と考察	11
5.1	実験1	11
5.2	実験2	13
5.3	実験3	14
5.4	正答率が低い被験者の傾向	14
6	おわりに	16
	謝辞	17
	参考文献	18

# 1 はじめに

近年，スマートフォンが普及し，多くのユーザが日常的に利用するようになった．スマートフォンのユーザは，端末を保持する手の親指で操作する片手操作と，端末を片手で保持し反対の手で操作する両手操作の両方を利用し，状況によって操作方法を変更することが知られている [1]．片手操作においては，利用者は親指の可動域内しか操作できず，大型のスマートフォンでは，画面内に指で触れることが困難な領域が発生する．

片手操作におけるスマートフォンの操作性を改善させるために，これまでにさまざまなユーザインタフェースが提案されている [3, 4]．また，片手操作と両手操作それぞれにおける操作の特性を評価する研究も行われている [2]．操作時の特性に着目すると，片手操作は両手操作に比べて指のタッチスクリーンへの接触面積が大きく，タッチスクリーンへの圧力が高い．接触面積が大きければ，操作しようとしたボタン以外のボタンを操作してしまったり，圧力が高ければ，意図せずに複数回ボタンを押してしまったり，タップ操作をしようとした際にフリック操作になってしまったりする可能性がある．そのため，片手操作時には両手操作時に比べてユーザの誤操作が増え，ユーザはユーザインタフェースに不快感を覚える可能性がある．

これらの問題の解決策として，本研究ではユーザの片手操作と両手操作を判別することで片手操作用のユーザインタフェースと両手操作用のユーザインタフェースを動的に切り替える手法が考えられる．そこで本研究では，ユーザインタフェースを動的に切り替えるための前段階として，片手操作と両手操作を判別する手法を提案する．提案手法はスマートフォンに搭載されたジャイロセンサや方角センサから得られる操作の特徴から，機械学習アルゴリズムの一種である RandomForest によって片手操作と両手操作を判別する．指標の特徴から片手操作と両手操作が判別可能か検証するために，片手操作と両手操作の両方で，フリック，スワイプ，及びタップ操作を被験者に行ってもらった実験によって得られたデータを入力とする教師あり学習を行い，片手操作と両手操作を判別する．提案手法によって片手操作と両手操作が判別できるようになれば，操作に基づいてユーザインタフェースの動的に切り替える手法が開発できると考えられる．

## 2 関連研究

スマートフォンを片手で操作する際の操作性を改善させるためのユーザインタフェースが多く提案されている [3, 4]. Looptouch は, スマートフォンの背面に取り付けたタッチスクリーンを操作することで画面内のユーザインタフェースを移動させ, 片手での操作困難な領域を減らす手法である [3]. リッカート尺度は, 回答者に文を提示し, その文に対してどの程度合意, または非合意であるかを表す数値を選択させる心理検査である. Looptouch の被験者に, 操作性と手への負担について 5 段階のリッカート尺度で評価させた結果, Looptouch を適用した時には適用しなかった時に比べ, 操作性と手への負担が約 2 ポイント改善した. 平山らは片手操作時の文字入力支援として, 画面右下部に扇型のソフトウェアキーボードを設置する手法を提案した [4]. この手法では既存の文字入力方法に比べ, 被験者が扇型ソフトウェアキーボードに慣れていないため入力速度は低下した. しかし, この扇型ソフトウェアキーボードを利用することによって, 従来片手で文字を入力することが困難だった, 大型のスマートフォンやタブレット PC の片手操作時の文字入力が容易になったとする被験者アンケートの結果が報告されている.

これらはユーザの片手操作時の操作性改善に利用できるが, 背面のタッチスクリーンなど, 既存のスマートフォンには無い装置や機能を追加する必要がある場合や, 文字入力以外の操作について改善できる訳ではないなどの問題がある. また, これらの手法は片手操作の操作性向上に特化した手法であり, これらの手法を用いて両手で操作することは考慮していない. そのため, 片手操作のユーザインタフェースを用いて両手操作をした場合, 操作性が低下する可能性がある.

そこで, 片手操作のユーザインタフェースと両手操作のユーザインタフェースを動的に切り替える手法が考えられる. ユーザインタフェースの動的な切り替えによって, 片手操作に特化した手法であっても両手操作時のことを気にすることなく, スマートフォンのシステムに組み込むことが出来る. また, 片手操作の操作性が向上する手法をシステムに組み込み, かつ両手操作での操作性を損なうことなく, ユーザはスマートフォンを快適に利用出来るようになる.

本研究では, 前述の手法を実装するために必要な, 片手操作と両手操作の動的判別が可能かどうか明らかにする. これによって, 片手操作と両手操作の操作性を改善するための手法である, ユーザインタフェースの動的切り替えシステムが有用か検証可能になる.

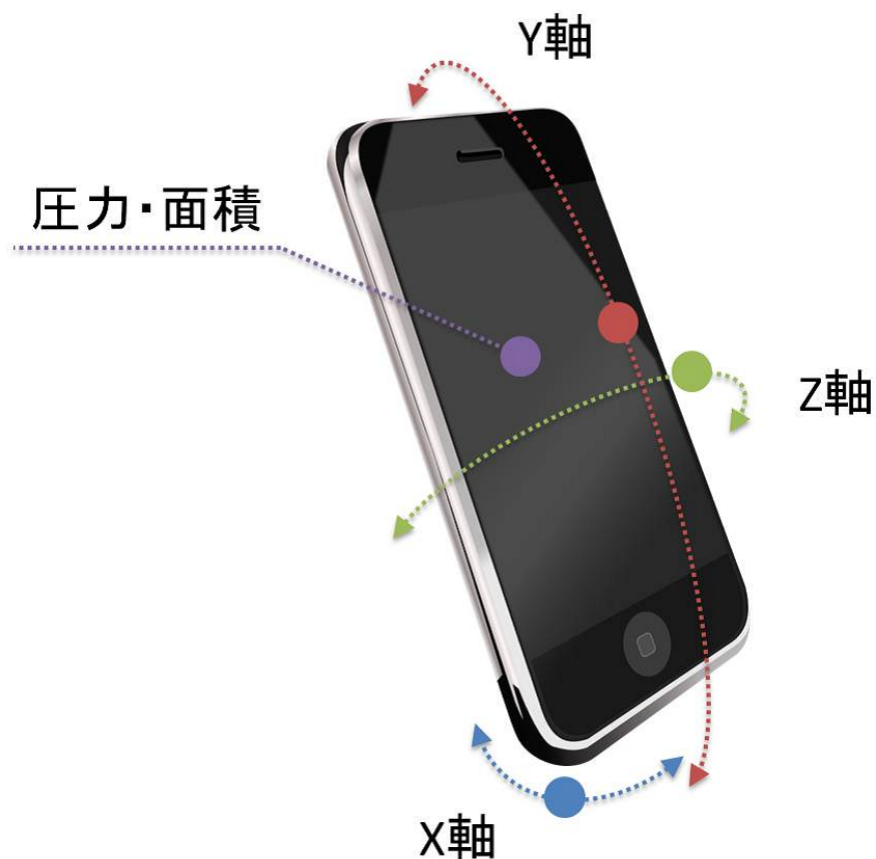


図1 計測値の概要

### 3 操作判別に利用する計測値とアルゴリズム

#### 3.1 計測値

本研究で操作方法の判別に用いる計測値は，多くのスマートフォンで追加の装置を用いることなく計測可能な4種類とする．図1に計測値の概要を示す．以降の節でそれぞれの計測値について説明する．

##### 3.1.1 接触面積

接触面積は，タッチスクリーンを操作する指が画面に触れている面積を示す．一般に，両手操作では人差し指の先を使って操作するため面積が小さくなり，片手操作では親指の腹を使って操作するため面積が広くなると考えられる．上島らの研究では，フリック操作とスワイプ操作において，両手操作に比べ片手操作の方が指の接触面積が広い[2]ことが明らかになっており，この差には有意差（フリック操作では  $p < 0.05$ ，スワイプ操作では  $p < 0.1$ ）があったと報告している．以上か

ら，接触面積は片手操作と両手操作の判別に寄与すると考えられるため機械学習時の変数として用いる．

### 3.1.2 圧力

圧力は，タッチスクリーンを操作する指が加える力の大きさを示す．両手操作では人差し指の先でタッチスクリーンを押すことで操作するが，片手操作ではスマートフォンを親指と他の4本指で挟むように持ち，タッチスクリーンを操作する際は親指の腹で抑えるように操作する．一般に指先で物を押す力よりも，物を挟む力の方が強いため，片手操作ではタッチスクリーンへの圧力は大きくなると考えられる．上島らの研究では，両手操作に比べ片手操作の方がタッチスクリーンへの圧力が大きいことが明らかになっており，この差には有意差 ( $p < 0.05$ ) があったと報告している．以上から，圧力は片手操作と両手操作の判別に寄与すると考えられるため，機械学習時の変数として用いる．

### 3.1.3 傾き

傾きは，方位センサによって得られるスマートフォンの向いている角度をX, Y, Zの三軸で表したものである．軸は全てスマートフォンの中心部を通り，また全て垂直に交わる．X軸は水平状態の端末に対して垂直な軸を中心とした回転の角度を指し，北を0，東を90，南を180，西を270とする．Y軸は水平状態の端末に対して横向きを軸を中心とした回転の角度を指し，水平状態を0，本体を垂直に立てると-90，逆さの状態にすると90，裏向きに状態にすると-180とする．Z軸は水平状態の端末に対して縦向きを軸を中心とした回転の角度を指し，水平状態を0，左肩を上にするると90，右肩を上にするると-90，裏向きに状態を0とする．

両手操作では操作する手と把持する手が異なるためバランスを取りやすく，様々な角度で操作が可能であるが，片手操作では片手で操作と把持の両方を行うためバランスを取りにくく，両手操作と比べ水平に近づくと考えられる．上島らの研究では，傾きは両手操作と片手操作で有意な差は見られず，スマートフォン本体の傾きは片手操作と両手操作の判別にあまり寄与しないと考えられる．しかし，上島らの研究ではスマートフォンユーザの一般的な傾向を示したものであり，ユーザの癖などから片手操作と両手操作を判別できる可能性がある．そこで，本研究では上島らの研究結果を確認すると共に，本体の傾きが片手操作と両手操作の判別に寄与するか調査する．

### 3.1.4 操作種類

操作種類は，スマートフォンのタッチスクリーンに対する入力方法であり，本研究ではタップ，フリック，スワイプの三種類に着目する．

タップ操作は画面上の一点を押下し，そのまま離す操作である．タップ操作はマウスのクリックに当たり，ボタンの押下やWebブラウザのリンク選択などに用いられる．

フリック操作は画面上の一点を押下し，そのまま指を動かして離す操作である．フリック操作はマウスのドラックに当たり，タッチスクリーン上に表示されたソフトウェアキーボードでの文字入力やアイコンのドラックなどに用いられる．

スワイプ操作は画面上で素早く大きく指を滑らせる操作である．スワイプ操作はスマートフォン独自の操作方法で，ページ送りや画面のスクロールなどに用いられる．

上島らの研究ではフリック操作とスワイプ操作では指の接触面積について，片手操作と両手操作の間で大きな差が見られるが，タップ操作では差が見られなかった．よって，操作の種類も片手操作と両手操作の判別に有用であると考え，判別に寄与するか調査する．

### 3.2 Random Forest

本研究では，他の機械学習に比べ高速で動作し，学習精度が高く，また判別への寄与度を数値で表すことができるRandom Forestを用いて両手操作と片手操作を判別する．Random Forestは，木構造の条件分岐で予測を行う決定木を弱学習器として，作成した決定木の集団学習により予測することで判別の精度を向上させる機械学習アルゴリズムである[6]．集団学習とは，精度の低い分類器である弱学習器を複数組み合わせることで，高精度な分類器を構築する方法である．本研究では，検証には統計処理用の言語であるR言語及びそのパッケージを用いる．

Random Forestを用いた機械学習では組み合わせるベース分類器の数 $n_{tree}$ と分岐の際に用いる説明変数の数 $m_{try}$ を調整する必要がある．本論文では，説明変数の総数を $M$ としたとき，Breiman[5]の推奨する $n_{tree} = 500$ ， $m_{try} = \sqrt{M}$ とする．Random Forestのアルゴリズムを次に示す．

1.  $P$ 件のオリジナルのデータセットから重複を許し，ランダムに $P$ 件を抽出し，学習用データセットとする．ここで作成された学習用データセットはブートストラップサンプルと呼ばれ，このデータセット作成法をブートストラップサンプリングと呼ぶ．この作業を $N$ 回繰り返す．与えられたデータセットから $N$ 組のブートストラップサンプル $B_1, B_2, \dots, B_i, \dots, B_N$ を作成する．ブートストラップサンプルは変数をサンプリングして作成する．その際，用いるデータセットの約3分の1はテスト用として取り除き，残りを学習用とする．テスト用として取り除いたデータをOOB(Out-Of-Bag)データと呼ぶ．
2. すべてのブートストラップサンプルについて，各々のブートストラップサンプル $B_i$ から決定木 $T_i$ を生成する．通常，決定木では木が大きく成長するのを防



ぐため、情報量の少ない枝を除去し最適化する剪定を行うが、Random Forestでは剪定を行わない。その後、木の生成に用いていないOOBデータを用いてテストを行う。その誤り率をOOB推定値と呼ぶ。 $T_i$ の構築を行う際の各分岐ノードは、異なる木を多数生成するため、 $mtry$ 個の変数をサンプリングし、その中から最も分岐が良い変数を用いる。

3. 分類器は、すべてのブートストラップサンプル $B_i$ のOOB推定値に基づいて多数決を取る。

Random Forestでは学習の結果得られた分類器について、利用した変数の判別への寄与度を表す計数としてジニ係数を用いる。ジニ係数は値が大きいほど変数が判別に寄与していることを表す。ある葉ノードのジニ係数 $GI(t)$ は分類するクラス数を $K$ 、分岐ノード $t$ で $i$ 番目の分類クラスに選ばれる確率を $P(C_i|t)$ とすると、以下の式で表される。

$$\begin{aligned} GI(t) &= \sum_{i=1}^K P(C_i|t)(1 - P(t|C_i)) \\ &= 1 - \sum_{i=1}^K P^2(C_i|t) \end{aligned} \tag{1}$$

各葉ノードごとに得られたジニ係数は、その葉ノードに分類されるサンプルの割合で重み付けされ、結果はすべての葉ノードの総和で表される。

接触面積,	圧力,	X軸,	Y軸,	Z軸,	操作種類,	操作方法
0.06666667,	0.610000014,	235,	-28,	-3,	スライド,	片手
0.06666667,	0.209999993,	229,	-29,	2,	タップ,	片手
0.06666667,	0.620000005,	226,	-27,	-1,	フリック,	両手

図2 実験で用いるデータの例

## 4 実験

スマートフォンで片手操作と両手操作をしたときのデータを用いた教師あり学習を行う実験を3種類行い、それぞれの分類精度と各変数の判別への寄与度を評価する。

### 4.1 共通設定

本節では、各実験に共通する部分について述べる。実験に用いるデータは、片手操作と両手操作でフリック操作8回、スワイプ4回、タップ操作8回を行った被験者10名のデータを利用する。なお、このデータは上島らの研究[2]で使用されたものと同じのものである。被験者データの取得にはAndroid2.3を搭載したHTC社製のNexus Oneを使用した。被験者には、持ち方の教示などは行わず、被験者自身がスマートフォンを使用する際に自然に用いる方法で保持するよう指示した。

実験で用いるデータの例を図2に示す。データには接触面積、圧力、X軸、Y軸、Z軸、操作種類、操作方法を表す変数がある。

本研究では判別に教師あり学習を用いる。教師あり学習とは、答えである教師信号と学習結果を比較し、学習結果が誤っていれば正しく学習するように学習時のパラメータ変更させる機械学習の方法である。本研究では教師信号として、対象の操作が片手操作か両手操作か示す変数を被験者のデータに追加した。

分類の結果は表1のように表される。列は被験者の操作方法の種類（正解）を表しており、行は分類器による分類先（推定）を示す。列と行の項目が一致しているセルは、分類器による分類が正しいことを表し、列と行の項目が一致していないセルは、分類器が誤って分類していることを表す。

判別精度の評価には正答率 $pc$ とジニ係数を用いる。正答率 $pc$ は、テスト用データセット数を $All$ 、分類器による分類が正しく行われたデータ数を $correct$ とすると、以下の式で表される。

$$pc = \frac{correct}{All} \times 100[\%] \quad (2)$$

$pc$ は0から100の数値で表され、値が高いほど判別時の精度が高く、システムとして利用する際に有用であると言える。

表1 分類結果の例

		操作方法の種類	
		片手操作	両手操作
予測結果	片手操作	106	1
	両手操作	5	258

実験に用いる Random Forest では乱数を使用しているため、同一のデータセットに対して判別を繰り返しても判別の精度が同じになるとは限らない。そこで、正答率やジニ係数の評価には、実験を10回繰り返したときの平均値を用いる。

## 4.2 実験1

この実験では、1人のユーザの操作履歴から、同じユーザの片手操作と両手操作が判別できるか検証する。1人の被験者データの半分を学習用データ、残りの半分をテスト用データとする2-fold-cross-validationを用いて、教師あり学習を行う。これをすべての被験者データに対して行い、正答率とジニ係数を求める。

この実験では、あるユーザAのデータからユーザAの操作を判別するため、本人以外のデータを必要としない学習方法と言える。ユーザ本人のデータで本人の片手操作と両手操作が判別できることが明らかになれば、ユーザインタフェースを切り替える手法を実装する際に、ユーザの操作データを随時取得することで、片手操作と両手操作の判別を行うことが出来ると考えられる。

## 4.3 実験2

この実験では、複数人の操作履歴から、ユーザの片手操作と両手操作が判別できるか検証する。被験者10人分のデータのうち、ある1人分を除いた9人分のデータを学習用データ、除かれた1人分のデータをテスト用データとし、教師あり学習を行う。これをすべての被験者データに対して行い、正答率とジニ係数を求める。

この実験では、ユーザA以外のデータからユーザAの操作を判別するため、本人のデータを必要としない学習方法と言える。本人以外のデータから片手操作と両手操作を判別できることが明らかになれば、ユーザインタフェースを切り替える手法を実装する際に、あらかじめ判別システムを組み込むことで、片手操作と両手操作の判別を行うことが出来ると考えられる。

#### 4.4 実験3

この実験では、どの程度の学習用データがあれば、ユーザの片手操作と両手操作が判別できるか検証する。判別精度の評価には正答率 $pc$ のみを用いる。1人の被験者データのうち、片手操作と両手操作のデータそれぞれ $N$ 個( $N=1, 2, 3, 4, 5, 10, 15, 20, 25, 30, 40, 50$ )を学習用データ、残りのすべてをテスト用データとし、教師あり学習を行う。これをすべての被験者データに対して行い、正答率を求める。

この実験は、4.2節と同様に、あるユーザAのデータからユーザAの操作を判別するため、本人以外のデータを必要としない学習方法と言える。学習に用いるデータ数を変化させたときの正答率を明らかにすることで、ユーザインタフェースを切り替える手法を実装する際に、ユーザの操作データを学習する期間をどの程度にすればよいか判断する基準となる。学習期間が短いほどユーザは早期からユーザインタフェース切り替えシステムを利用できるようになると考えられる。

表2 実験1の正答率

被験者名	正答率 [%]
A	99.9
B	98.4
C	100.0
D	99.5
E	100.0
F	100.0
G	98.6
H	100.0
I	100.0
J	99.9
平均	99.6

## 5 結果と考察

### 5.1 実験1

表2に被験者ごとの正答率, および, 全被験者の平均を示す. 全ての被験者において正答率が98%以上という高い値を示した. また, 10人中5人で100%の精度で判別している. 98%以上の正答率があれば, 誤判別が起こるのは50操作に1回であるため, この結果は十分な精度で1人のユーザの操作データから同じユーザの片手操作と両手操作を判別することができることを示唆している.

図3に被験者ごとのジニ係数, および, 全被験者の平均を示す. 平均ではX軸, Y軸, Z軸, 圧力の順のジニ係数が高い. また, 接触面積と操作種類のジニ係数は低い. 被験者ごとの値を見ると, 被験者10人中8人がX軸のジニ係数が高くて, 2人でY軸が最も高い. また, 被験者10人中5人がZ軸, 4人がY軸, 1人が圧力のジニ係数が2番目に高い. 接触面積と操作種類のジニ係数はどの被験者でも低い.

この結果は, 接触面積と圧力を指標にすることで片手操作と両手操作を判別できる可能性を示唆した上島らの研究とは異なる. この理由として, ユーザの癖の影響が考えられる. 上島らの研究では, ユーザの片手操作と両手操作の操作データについて統計的に分析し, 一般的な片手操作と両手操作の傾向の違いを調査していたため, 個々のユーザの癖について考慮されていなかった. どのようなユーザであっても, 片手操作と両手操作で接触面積と圧力の値は異なる. 指がタッチスクリーンに触れる面積は親指の腹のほうが人差し指の先よりも大きく, 指でタッチスクリーンを挟むように押さえる力の方が指の先でタッチスクリーンを押さえる力より強い. これらの特徴はユーザによって変化せず, 一般的な特徴

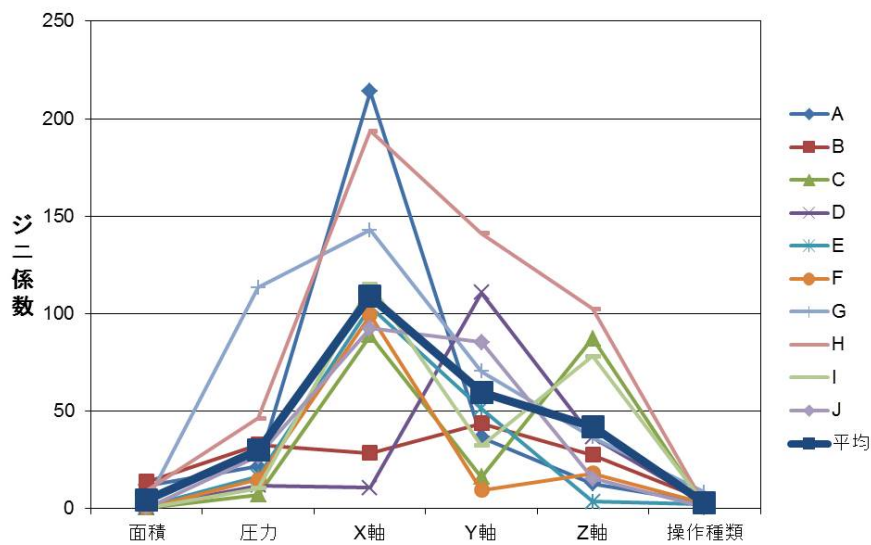


図3 実験1のジニ係数

であると言える。しかし、スマートフォンを把持している腕の角度や手の傾きは、ユーザによっても操作方法の違いによっても異なり、このような癖はユーザによって変化する。さらに、接触面積や圧力といったユーザ共通の特徴であるジニ係数は低く、X軸やY軸といったユーザごとに異なる癖であるジニ係数が高いことから、一般的な特徴よりもユーザの癖のほうがジニ係数に影響を与えられられる。ユーザの片手操作時や両手操作時の癖が、利用者一般の特徴よりも強いならば、複数ユーザの操作データからあるユーザの片手操作と両手操作を判別するのは、あるユーザの操作データからその人の片手操作と両手操作を判別するよりも困難であると考えられる。

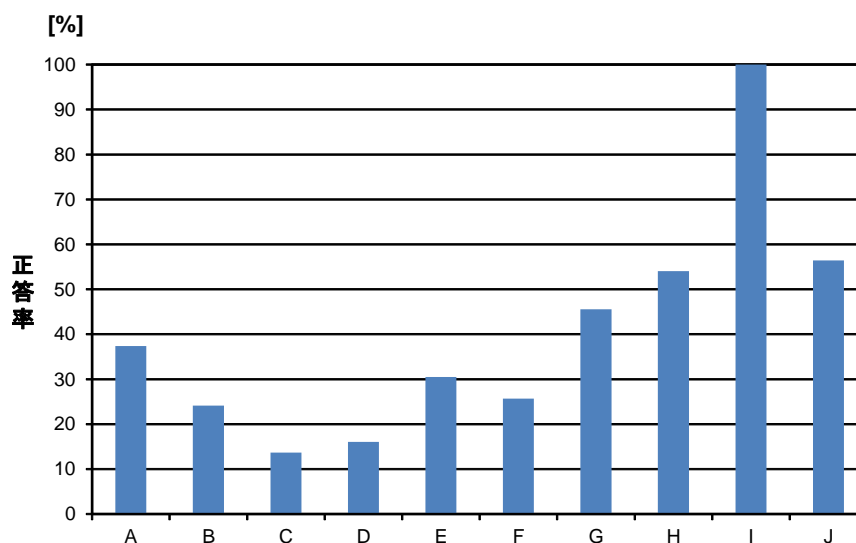


図4 実験2の正答率

## 5.2 実験2

図4に被験者ごとの正答率，および，全被験者の平均を示す．各被験者の正答率は13.7%から100.0%まで幅が見られ，平均で40.3%，分散は591.5と大きな個人差が見られた．このことから，本研究で用いた指標では複数ユーザのデータから未知のユーザの片手操作と両手操作を判別するのは困難であるといえる．これは5.1節の仮説を裏付ける結果であり，ユーザの癖が片手操作と両手操作の判別に強い影響を与えていることを示唆する．

図5に被験者ごとのジニ係数，および，全被験者の平均を示す．平均，すべての被験者ともにX軸のジニ係数が高く，続いてY軸と圧力のジニ係数が高い．また，接触面積と操作種類のジニ係数は他の指標と比べてジニ係数が低く，判別に寄与していない．接触面積と操作種類をデータセットから削除することで，分類器を生成する際のノイズを減らし，判別精度が上がる可能性がある．すべての被験者でジニ係数の傾向が同じで，かつX軸やY軸のジニ係数が高いことは操作方法の違いは腕の角度や手の傾きに現れ，かつ異なるユーザ間であっても共通した傾向が存在することを示す．しかし，傾向があるにもかかわらず平均正答率は低く，正答率には個人差がある．これは，スマートフォンを把持している腕の角度や手の傾きはユーザによっても異なり，このユーザの癖による差が全体の傾向より強いいためだと考えられる．

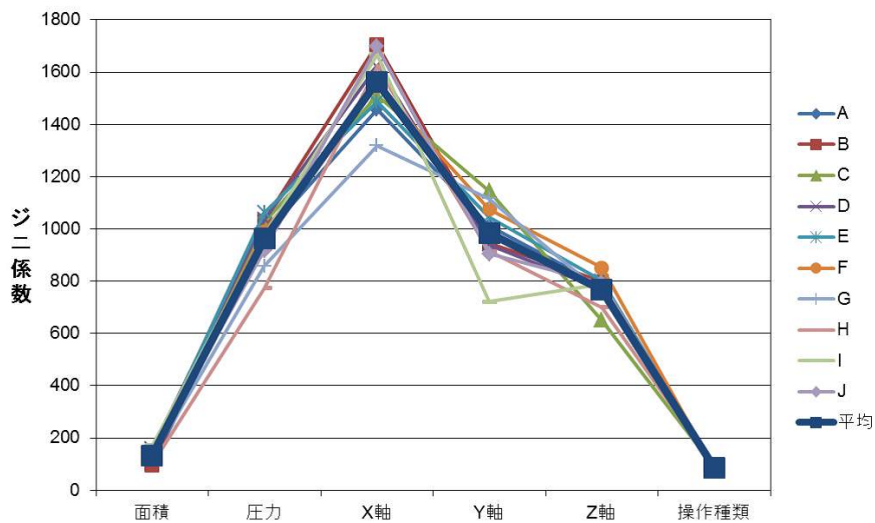


図5 実験2のジニ係数

### 5.3 実験3

図6に、学習用の片手操作と両手操作のデータ数 $N$ を変化させたときの正答率を被験者ごと、および、全被験者の平均で示す。平均で片手操作と両手操作のデータがそれぞれ1つのみであっても、76.3%の精度で予測できている。また、データ数が増加するほど精度も向上し、 $N$ が4の時に91.6%、50の時に98.9%の高い正答率が得られた。各被験者についても、10人中8人で $N$ が10以上あれば、95%の正答率が得られた。このことから、本研究で用いた指標を学習することで、データ数が少数であっても90%を超える高い精度で片手操作と両手操作を判別できるといえる。データ数が更に増えれば精度は高くなると考えられるが、データ数が50個の時点で精度の伸びしろが1.1%しか無いため、これ以上データ数を増やす必要性は低いといえる。

### 5.4 正答率が低い被験者の傾向

被験者BとGはどの実験でも他の被験者に比べて正答率が低く、実験1のジニ係数では他の被験者のジニ係数とは傾向が異なった。

被験者Bのジニ係数の傾向として、すべての指標でジニ係数が低いことが挙げられる。これは、片手操作と両手操作の間に癖の違いが少ないためだと考えられ、特徴の学習が困難であった可能性がある。ユーザの癖が片手操作と両手操作の判別に影響を与えることが本研究で示唆され、被験者Bのような癖の少ないユーザの片手操作と両手操作の判別は困難であると考えられる。この問題を改善する方法として、全体の傾向としてジニ係数が低かった接触面積と操作種類をデータセットから削除する、別の新たな指標を導入するなどが挙げられる。



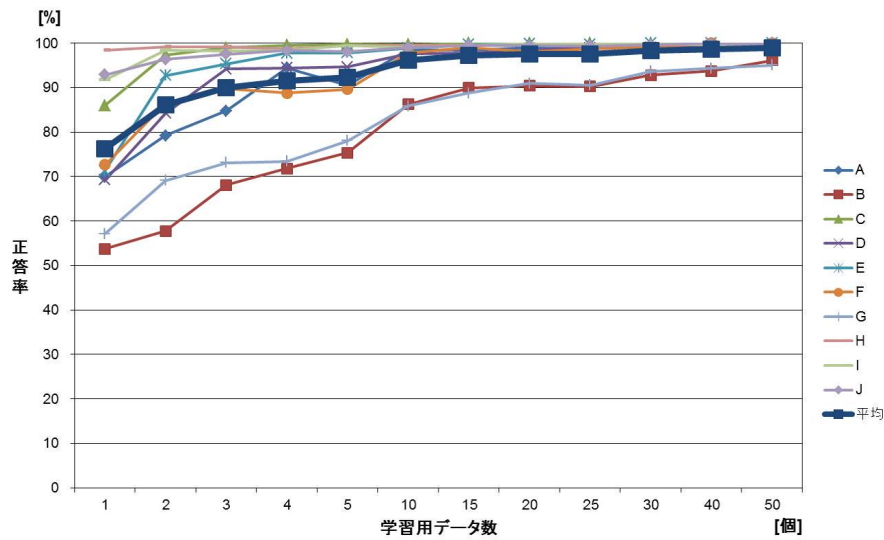


図6 実験3の正答率

被験者Gのジニ係数の傾向として、他の被験者より圧力のジニ係数が突出して高いことが挙げられる。機械学習を行うまでどの指標が判別に寄与するか分からないため、被験者Gのようなユーザの片手操作と両手操作の判別には事前に入力された操作データによる機械学習が必要である。この問題の解決策として、ユーザインタフェースの動的切り替えシステムを実装する際には、システムの初回起動時にユーザに片手操作と両手操作を行ってもらい、その時の操作データで教師あり学習を行ってから、ユーザに利用してもらうことが挙げられる。

## 6 おわりに

本研究では，スマートフォンユーザの片手操作と両手操作を動的に判別することを目的とし，スマートフォンに内蔵されたセンサから得られる操作の特徴を機械学習することで，片手操作と両手操作を判別する手法を提案した．提案手法では，指のタッチスクリーンへの接触面積，指のタッチスクリーンへの圧力，本体の傾き，操作種類を指標とし，機械学習に学習させ判別器を作成する．

提案手法の有用性を検証する実験では，1人のユーザの操作データから同じユーザの片手操作と両手操作を判別することが出来ることが示唆された．さらに，学習データが少数であっても高い精度で片手操作と両手操作の判別ができる可能性が示唆された．また，片手操作と両手操作の判別には，一般的な特徴よりユーザの癖のほうが影響を与える可能性が示唆された．

今後の展望としては，片手操作と両手操作の判別に寄与しなかった指標を削除し，判別精度が上昇するか検証する実験の実施や，片手操作と両手操作を動的に判別するシステムのスマートフォンへの実装するなどが挙げられる．また，実際の環境で判別が可能であるか検証するために，スマートフォンを日常で利用した操作データから，片手操作と両手操作を判別できるかを確認する必要がある．

## 謝辞

研究および本論文の執筆にあたり、多くの方々にご指導、ご助言を頂きました。心より感謝申し上げます。

指導教員である上野秀剛助教には、実験手法や論文執筆に関するアドバイスなど多くのご助言やご教授を頂きました。心より感謝申し上げます。

また、上野研究室のOBである上島佳佑様には、研究で用いたデータの利用許可を頂きました。心より感謝申し上げます。

## 参考文献

- [1] Karlson, A.K., Bederson, B.B., Contreras-Vidal, J.L : “ Understanding Single-handed Mobile Device Interaction, ” University of Maryland, HCIL-2006-02(2006).
- [2] 上島佳佑, 上野秀剛, “スマートフォンにおける片手操作と両手操作の判別”, モバイル学会シンポジウムモバイル’12, Vol.2012, pp.9-14, (2012).
- [3] 土佐伸一郎, 田中次郎, “LoopTouch:画面ループを用いたモバイル端末片手操作手法”, 情報処理学会インタラクシオン 2013, pp.175-182, (2013).
- [4] 平山健一, 小枝正義, “スマートフォンにおける片手親指特性を考慮した文字入力方式の提案と実装”, 第75回全国大会講演論文集, Vol.2013, No.1, pp.73-75, (2013).
- [5] L.Breiman, Random forests, Machine Learning, 45(1): 5-32, (2001).
- [6] 大橋亮太, 上野秀剛, 門田暁人, “作業履歴中の主要な作業に着目した作業目的予測”, 情報処理学会研究報告. ソフトウェア工学研究会, Vol.2014, No.22, pp.1-8, March (2014).