

タッチパッド操作拡張のための指の識別手法

中村 拓人^{1,a)} 志築 文太郎^{2,b)}

概要：タッチパッド操作の入力語彙拡張を目的とした、タッチパッド操作に用いられている指の識別手法を提案する。本手法により、操作に用いられる指の本数と動作が同じであっても、指の種類の組み合わせが異なれば、異なるコマンドを割り当てることが可能となる。また、本手法は指の識別のために追加のセンサを必要とせず、相互容量方式のタッチパッドから取得可能な情報のみを用いた機械学習により、指の識別を行う。指の識別精度の調査を目的として行った実験の結果、実験参加者ごとの5本指の識別精度の平均は42.8%、親指と親指以外の指の識別精度の平均は86.3%であった。

1. はじめに

タッチパッドはラップトップコンピュータ向けの一般的なポインティングデバイスである。タッチパッドの操作には、1本指でのクリック操作やドラッグ操作、複数指でのスクロール操作やピンチ操作などがあり、コンピュータのシステムはタッチパッドに触れる指の本数とそれらの動き方にに基づきコマンドを実行する。ただし、タッチパッドにて使用可能な入力語彙には限りがあるため、多数のツールやモードを頻繁に切り替える必要があるアプリケーションでは、ユーザはメニューバーなどのGUIを介するか、キーボードショートカットを入力して切り替えを行う必要がある。例えば画像編集ソフトを用いる場合、図形を描画または選択するために、ユーザはツールバーに並ぶツールを選択するか、各ツールに割り当てられたキーボードショートカットを入力してツールを切り替えてから、タッチパッドによる入力を行うこととなる。すなわち、ユーザはツールの切り替えの際に、図形の編集を一時中断する必要がある。したがって、タッチパッド操作が主軸となるアプリケーションにおいては、タッチジェスチャの開始時にツールやモードの指定が行えれば便利である。

我々の目標は、タッチパッド操作に用いている指の種類を識別することにより、タッチパッドで使用できる入力語彙を増やすことである。すなわち、同様のタッチパッド操作であっても操作に用いられる指の種類が異なれば、異なる操作として識別し、各ツールやモードに割り当て実行できるように拡張することを目指している（図1）。このタッ

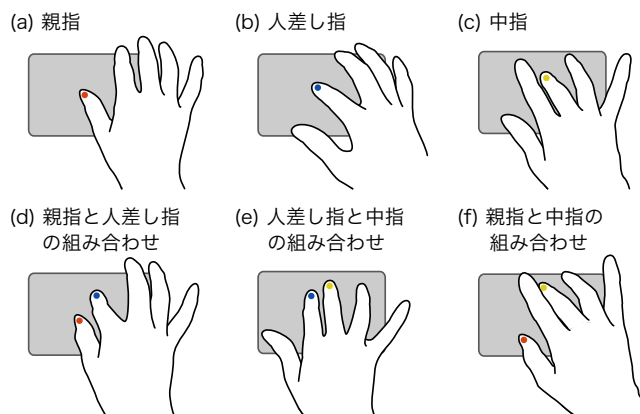


図1 指の識別に基づくタッチパッド操作の例。

チパッド操作拡張によりユーザは、ツールやモードの切り替えに伴うGUIへの視線移動やキーボードへの手の移動を必要とせず、操作対象に注目したまま作業を行うことが可能となる。我々はこの目標を実現するため、タッチパッドから取得可能な情報のみを用いてタッチパッドに触れる指の種類を識別する手法を検討した。本稿では、指の種類の識別手法、指の識別精度の調査を目的として行った実験の結果、およびタッチパッド操作の拡張例についてまとめ報告する。

2. 関連研究

本研究と同様に、指の識別とタッチパッド操作拡張に関する研究が多数行われている。

2.1 指の識別

これまでに、タッチスクリーンの入力語彙を拡張するために、タッチスクリーンの静電容量画像を使用した指の識別手法が複数検討されてきている。Leら[1]はスマート

¹ 筑波大学コンピュータサイエンス専攻

² 筑波大学システム情報系

a) nakamura@iplab.cs.tsukuba.ac.jp

b) shizuki@cs.tsukuba.ac.jp

フォンのタッチスクリーンから静電容量画像を取得し、畳み込みニューラルネットワークを使用してタッチスクリーンに触れている指を識別した。実験の結果、彼らは親指が左右の手どちらのものであるかの識別精度が92%であったと報告している。Gil ら [2] はスマートウォッチのタッチスクリーンから静電容量画像を取得し、機械学習（ランダムフォレスト）を使用して、親指、人差し指、中指を識別した。彼らは、タスク中のタップとスワイプにおける識別の精度は、自然な指の姿勢では93%、誇張した指の姿勢では98%であると報告している。

指にセンサを取り付けて指の識別を試みた手法が提案されている。Gupta ら [3] は赤外線近接センサを指の腹に取り付けることにより、スマートウォッチのタッチスクリーン上での人差し指と中指のタッチを識別した。Park ら [4] は磁石を内蔵した指輪を用いて、スマートウォッチのタッチスクリーン上での人差し指、中指、薬指のタッチを識別した。この手法では、スマートウォッチに内蔵された磁気センサを使用して磁場を取得し、機械学習（SVM）を使用して指を識別している。Masson ら [5] は親指から小指までの各指に振動センサを取り付け、キーボードまたはタッチパッドへの入力イベント発生時に最大の振動が検出された指を操作に用いられた指として検出する手法を提案している。

さらに、コンピュータビジョンを用いた指の識別手法も提案されている [6, 7]。

これらに対し、我々はタッチスクリーンではなくタッチパッド上での指の識別に焦点を当てている。タッチスクリーンはその性質上画面とタッチ面が同一平面上に存在するため、タッチ操作を行う際操作に用いる指が視野に入るが、タッチパッドの場合は画面とタッチ面が独立しているため、タッチ操作を行う際操作に用いる指を目視しないという差異がある。また、我々の提案手法はタッチパッドの静電容量画像を直接用いるのではなく、タッチパッドから取得可能なタッチ点に関する値を入力変数とした機械学習を用いて指の識別を行う。さらに、提案手法は、指を識別するために追加のセンサをつける必要がない。

2.2 タッチパッド操作拡張

暦本 [8] は、親指がタッチパッドに触れている間、キーボード上の特定のキーをマウスボタンおよびホイールキーとして機能させるシステムを開発した。このシステムにより、ユーザはキーボードのホームポジションに手を置いたまま、タッチパッドをマウスのように使用できる。Cui ら [9] はユーザが特定の修飾キーを押している間、タッチパッド領域に仮想キーボードを配置する手法を提案した。この手法により、ユーザはコマンド名のスペルの順にキーをなぞることにより、ショートカットコマンドを実行可能である。Berthelley ら [10] の提案手法ではタッチ

パッドを格子状に分割し、各エリアにコマンドを割り当てた。これにより、ユーザは特定のキーを長押ししてからタッチパッドの対応する領域をタップすることにより、コマンドを素早く実行できる。また、画面の4頂点および4辺にコマンドメニューを表示し、ユーザがタッチパッドのベゼルをスワイプすることによりコマンドを実行できる手法も提案している。Fruchard ら [11] は市松模様状に貼られたマーカにより領域が分けられたタッチパッドを用いて、特定の領域の組にて開始終了する指のなぞり操作によりコマンドの実行やアプリケーションの起動を可能とする手法を提案した。この手法では視覚的な支援として、コマンドの実行時に画面上にコマンド名とそれを実行するための経路が表示される。

また、特殊な構造のタッチパッドを使用することでタッチパッド操作を拡張した手法が提案されている。Jung ら [12] は 40×25 の点字ディスプレイモジュールを格子状に並べることにより構成されたタッチパッドを開発し、指にて形状を認識可能な触覚フィードバックとフィードフォワードをユーザに与えることを可能とした。Gu ら [13] はタッチパッドの幅をラップトップコンピュータのキーボードの幅と等しくなるよう拡張し、水平方向に長いなぞりジェスチャ入力を容易にした。

さらに、赤外線近接センサアレイまたは静電容量式センサを格子状にしたものを使用して、キーボード上でのタッチパッド操作またはタッチパッド上でのホバー操作を可能とした手法がある [13–17]。

我々の手法は、キーボード操作を伴わないタッチパッド操作の拡張に焦点を当てている。また、提案手法は追加のセンサや器具を必要としないため、既存の相互容量方式のタッチパッドに適用が可能である。

3. 提案手法

本節にて、タッチパッドから取得可能な情報のみを用いてタッチパッド操作に用いられている指を識別する手法の原理、アルゴリズム、および実装について述べる。

3.1 指の識別原理

我々は、指がタッチパッドに触れる際、親指であれば指の側面がタッチパッドに触れ、人差し指や中指であれば指の腹がタッチパッドに触れることに着目した（図 2 左）。すなわち、指の種類によってタッチパッドに対する接触面の形状が異なれば、タッチ点に関する値も異なり、これらの値を用いることで指の識別が可能であると仮説を立てた。そこで我々は、タッチパッドからタッチ点に関する値を取得し、機械学習を用いた分類を行い、タッチパッド操作に用いられている指を識別する。

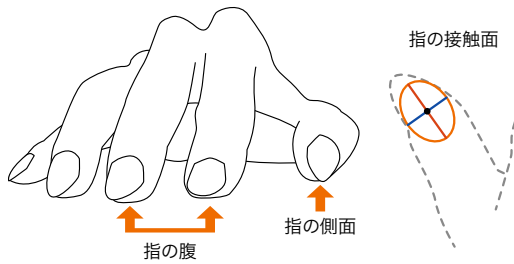


図2 タッチパッドに対する指の接触面。

3.2 指の識別アルゴリズム

提案手法のアルゴリズムは、学習フェーズと識別フェーズの2つのフェーズで構成される。

3.2.1 学習フェーズ

学習フェーズでは、左右の手の各指にてタッチパッドを水平方向および垂直方向の2方向になぞる際のタッチ点に関する値を収集する。ここで、システムはタッチパッドに対する指の接触面を楕円とみなし(図2右参照)タッチ点に関する値を算出する。タッチ点に関する値として、中心の x 座標と y 座標、面積(静電容量に比例する値)、長軸と短軸の長さ、長軸の傾き、楕円率(長軸と短軸の比を算出した値)、および面積密度(面積あたりの静電容量)を学習データとして収集することとした。なお、タッチパッド領域全体に対して満遍なく学習データを収集するために、タッチパッド領域を $5 \times 5 = 25$ の領域に分割し、各領域につき30フレーム分の学習データを収集する。したがって、ユーザごとに5指 \times 2手 \times 2方向 \times 25領域 \times 30フレーム $=$ 15000フレーム分の学習データを収集する。続いて、収集された学習データを用いて機械学習モデルを生成する。この時、説明変数として学習データを、目的変数として指の種類ごとに割り当てられたラベルを用いる。

3.2.2 識別フェーズ

識別フェーズでは、リアルタイムにて指がタッチパッドに触れた瞬間にその指の識別を行う。ここでは、学習フェーズにて生成した機械学習モデルを用いて指の種類の分類を行い、その結果をタッチパッド操作に用いられている指として識別する。なお、2本以上の指にてタッチパッドに触れた際は、各指ごとに同じプロセスを適用する。機械学習モデルに入力する予測変数は学習フェーズ時の説明変数と同じ8つの値であり、出力される応答変数も学習フェーズの目的変数と同じである。

3.3 実装

本手法を実現するシステムを macOS のアプリケーションとして実装した。実装には、機械学習フレームワークとして Core ML と Create ML を使用した。また、機械学習モデルは、勾配ブースティング木、ランダムフォレスト、決定木、Support Vector Machine、およびロジスティック回帰の5種の分類アルゴリズムの内、最も分類精度が高かつ

た勾配ブースティング木を用いて生成することとした。さらに、タッチ点に関する値を取得するために、タッチパッドの生データが取得可能な MultitouchSupport.framework を使用した。

4. 実験

提案手法の指の識別精度を調査するため実験を行った。

4.1 実験器具および実験参加者

実験器具として、ラップトップコンピュータ (Apple, MacBook Pro 13-inch, 2017) およびその内蔵タッチパッド (134mm \times 83mm, 解像度 26 \times 18 ピクセル) を用いた。なお、タッチパッドの表面には 5 \times 5 = 25 の領域がわかるよう線が描かれた保護フィルムを貼った。また、後述のテストデータサンプリングタスクにおけるベッド条件のために、折りたたみ式のキャンプベッド (AZUMAYA, LFS-709GY, 190cm \times 67cm \times 35cm) を用いた。

また、実験参加者として、大学生および大学院生を含む男性 12 人 (22–25 歳, 平均年齢 23.2 歳, P_1 – P_{12}) を実験参加者として雇用した。実験参加者の内 1 名 (P_6) が左利きであり、全員が普段からラップトップコンピュータのタッチパッドを使用していた。

4.2 タスク

実験のタスクは、学習データサンプリングタスクとテストデータサンプリングタスクにて構成される。

4.2.1 学習データサンプリングタスク

図3左に示すように、実験参加者には 25 の領域全てが赤くなるまでタッチパッドを水平方向および垂直方向になぞらせた (各領域は始め灰色であり、一度なぞった領域は青くなり、30 フレーム分の学習データの収集が完了すると赤くなる)。このタスクでは、水平方向ならば「左から右へ」と「右から左へ」の両方向になぞるよう実験参加者に指示した (垂直方向でも同様)。また、指の種類については親指から小指の順に、手の左右については右手左手の順に、なぞる方向については水平垂直の順になるよう学習データを収集した (表1参照)。また、タスク中、タッチパッドを押し込まないように実験参加者に指示した。

表1 学習データの収集順序。

順番	指の種類	手の左右	なぞる方向
1	親指	右手	水平
2	親指	右手	垂直
3	親指	左手	水平
4	親指	左手	垂直
5	人差し指	右手	水平
6	人差し指	右手	垂直
⋮	⋮	⋮	⋮
20	小指	左手	垂直

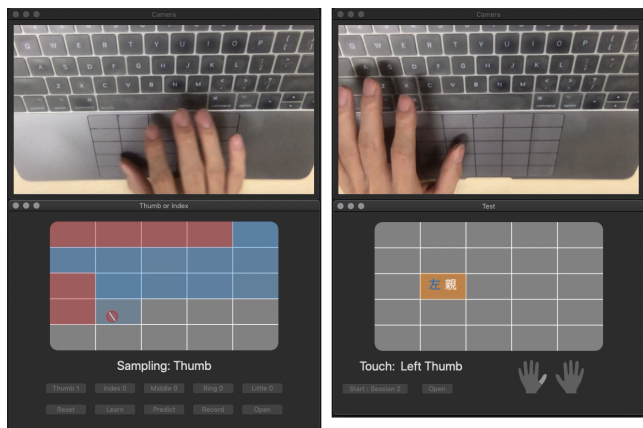


図 3 学習データサンプリングタスクにて右手の親指を水平方向になぞっている様子(左)およびテストデータサンプリングタスクにて左手の親指にて提示された領域をタッチしている様子(右)。



図 4 テストデータサンプリングタスクにおける 3 つの条件：机条件 (a), 膝条件 (b), およびベッド条件 (c)。

4.2.2 テストデータサンプリングタスク

図 3 右にテストデータサンプリングタスクにて用いるアプリケーションを示す。実験参加者には画面上に提示された指にて提示された領域に一回タッチを行ってもらった。なお、提示される指の種類の順序はランダムであり、タッチする領域の提示順序は指ごとにランダムとした。また、正しく提示された領域内がタッチされるまで、次の提示はされないようにした。提案手法の堅牢性を調査するため、図 4 に示す机条件、膝条件、ベッド条件の 3 条件にてテストデータを収集した(机条件：実験参加者は机の上にラップトップコンピュータを置き椅子に座った状態、膝条件：ラップトップコンピュータを膝の上に置いて椅子に座った状態、ベッド条件：ベッドにうつ伏せになり、目前にラップトップコンピュータを置いた状態)。実験参加者には、この 3 条件のそれぞれにつき 2 セッションのテストデータサンプリングタスクを実行してもらった。

4.3 実験手順

まず、実験の簡単な説明の後、実験参加への同意の得たのち、実験参加者は学習データサンプリングタスクを行った。そして、テストデータサンプリングタスクを 6 セッション実行した。この際、実験参加者は表 2 に示す条件の順序にてタスクを実行した。なお、実験参加者はテストデータサンプリングタスクのセッション間に 2 分以上の休憩をとった。全てのタスク完了後、実験参加者には 1660 円

表 2 条件の順序。

実験参加者	セッション 1, 4	セッション 2, 5	セッション 3, 6
P1, P2	机	膝	ベッド
P3, P4	机	ベッド	膝
P5, P6	膝	机	ベッド
P7, P8	膝	ベッド	机
P9, P10	ベッド	机	膝
P11, P12	ベッド	膝	机

が支払われた。実験は実験参加者ごとに約 70 分であった。

4.4 実験結果

学習データサンプリングタスクにて収集した学習データを用いて機械学習モデルを生成し、テストデータサンプリングタスクにて収集したデータをテストデータとして使用し、各条件ごとに 5 本指の識別精度および親指と親指以外の指の識別精度を調査した。

まず、各実験参加者の学習データおよびテストデータを用いて、各実験参加者の指の識別精度を算出した(図 5)。3 つの条件の平均識別精度は、5 本指の識別の場合 42.8% (SD = 7.34%), 親指と親指以外の識別の場合 86.3% (SD = 3.41%) であった。5 本指の識別の場合および親指と親指以外の識別の場合の双方において、3 つの条件のうち机条件が最も高い識別精度であった(5 本指の識別：45.4%, SD = 8.92%, 親指と親指以外の識別：87.9%, SD = 5.38%)。一方で、一元配置分散分析の結果、3 条件の間には有意差はなかった(5 本指の識別： $F_{2,33} = 0.7578$, $p > 0.05$, 親指と親指以外の識別： $F_{2,33} = 1.1888$, $p > 0.05$)。

次に、実験参加者全員の学習データを用いて機械学習モデルを生成し、各実験参加者のテストデータを用いて、各実験参加者の指の識別精度を算出した(図 6)。3 つの条件の平均識別精度は、5 本指の識別の場合 41.9% (SD = 5.64%), 親指と親指以外の識別の場合 85.9% (SD = 3.84%) であった。実験参加者の学習データにて生成した機械学習モデルを用いた際と同様に、5 本指の識別の場合および親指と親指以外の識別の場合の双方において、3 つの条件のうち机

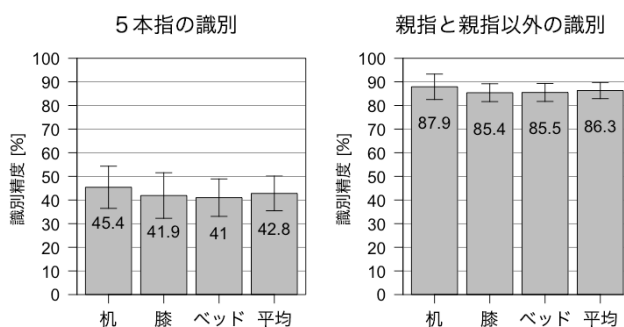


図 5 各実験参加者の学習データにて生成した機械学習モデルを用いて算出した各実験者の指の識別精度。5 本指の識別精度 (左) および親指と親指以外の識別精度 (右)。エラーバーは標準偏差を表す。

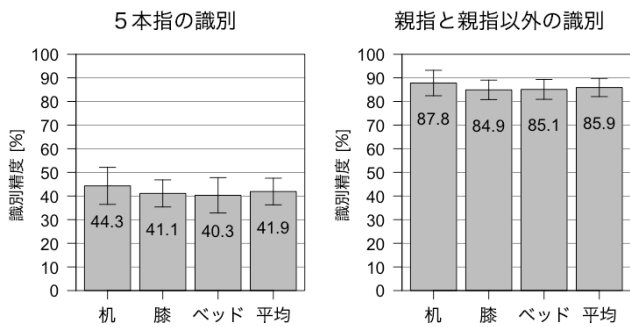


図6 実験参加者全員の学習データにて生成した機械学習モデルを用いて算出した各実験者の指の識別精度。5本指の識別精度（左）および親指と親指以外の識別精度（右）。エラーバーは標準偏差を表す。

条件が最も高い識別精度であった（5本指の識別：44.3%, $SD = 7.83\%$, 親指と親指以外の識別：87.8%, $SD = 5.38\%$ ）。また、一元配置分散分析の結果、3条件の間には有意差はなかった（5本指の識別： $F_{2,33} = 1.0194$, $p > 0.05$, 親指と親指以外の識別： $F_{2,33} = 1.3827$, $p > 0.05$ ）。

各実験参加者の学習データを用いた場合と実験参加者全員の学習データを用いた場合に有意差があるか、一元配置分散分析を行ったところ、有意差はなかった（5本指の識別： $F_{1,22} = 0.104$, $p > 0.05$, 親指と親指以外の識別： $F_{1,22} = 0.0419$, $p > 0.05$ ）。

5. 議論

実験の結果、5本指の識別精度は、各実験参加者の学習データを用いた場合と実験参加者全員の学習データを用いた場合の双方で50%を下回っており、現行の提案手法では5本指の識別は困難であると分かる。一方、親指と親指以外の指の識別精度は、各実験参加者の学習データを用いた場合と実験参加者全員の学習データを用いた場合の双方で80%を上回っており、提案手法による識別可能性を示している。しかし、識別精度の向上のためにさらなる改善が必要である。識別精度を向上させるための1つの戦略は、学習フェーズにて収集する学習データの量を増やし質を高くすることである。今回の実験では、学習フェーズは机条件のみで行われた。そのため、堅牢性を高めるためにも机条件以外の条件下でも学習フェーズを行い、学習データを収集することが効果的であると考えられる。また、タッチパッドから取得するタッチ点の値の精度が向上することでも識別精度の向上が見込める（例えば、タッチ点の面積が小さいとき、長軸の傾きが不安定になったり固定値（ $\pi/2$ ）になることがある）。

薬指と小指は、他の指と比較して一本指でのタッチジェスチャでは使用されることが稀であるため、薬指と小指は識別対象から除外しても良いと考えられる。分類すべきカテゴリ数を減らすことで機械学習での分類精度が向上する傾向があり、実際に5本指の識別精度よりも親指と親指以

外の指の識別精度の方が高かったため、これは効果的である。したがって、指の識別精度を改善するための別の戦略として、親指、人差し指、および中指によるタッチのみを学習データとして機械学習モデルを生成することが考えられる。

さらに、現在の指の識別アルゴリズムの識別フェーズでは、タッチした瞬間の1フレーム分だけの情報を用いて指の識別を行っているが、これを指が触れてからの数フレーム分の情報を用いて指の識別をするように変更することで、指の識別精度を向上させられる可能性がある。

また、実験参加者は指の先端が縦長であるグループと丸く短いグループの2つのグループに分けることができ、これが原因となりタッチの仕方に違いが生じ、指の識別精度に影響を及ぼしている可能性がある。実験参加者を観察したところ、指の先端が縦長であるグループは、指の側面と指の腹で触れた際の接触面の差異が大きいいため、識別率が高い傾向があり、反対に、指の先端が丸く短いグループは、指の側面と指の腹で触れた際の接触面の差異が小さいため、識別率が低い傾向があった。

6. タッチパッド操作の拡張例

指の識別により可能となる、タッチパッド操作の拡張例を示す。

6.1 画像編集ソフト

例えば画像編集ソフトでは、一本指操作であっても、親指を消しゴムツール、人差し指をペンツール、中指を図形選択ツールに割り当てることが可能となる。また、複数指での操作についても、例えばスクロール操作の場合、親指と人差し指の組み合わせをオブジェクトの透明度の変更、人差し指と中指の組み合わせを画面のスクロール、親指と中指の組み合わせをRedoやUndoなどのヒストリ操作に割り当てることが可能である。他にも、ピンチ操作の場合、親指と人差し指の組み合わせをオブジェクトのリサイズ、人差し指と中指の組み合わせをキャンパスの拡大縮小、親指と中指の組み合わせをオブジェクトの回転に割り当てることができる。このように、ユーザの好みに合わせて様々なコマンドをそれぞれの拡張されたタッチパッド操作に割り当てることが可能となる。

6.2 ウェブブラウザ

ウェブブラウザにおいて、親指でのクリックをマウスの左クリック、人差し指でのクリックをマウスの右クリック、中指でのクリックをマウスのホイールクリックに割り当てることができる。他にも、カーソルを動かす際、親指と人差し指と中指でその移動速度を変えることも可能である。これにより、細かな作業をする時と大きくカーソルを移動したい時とで、タッチパッド操作に用いる指を切り替える

ことにより、操作のし易さを調節することが可能となる。

7. おわりに

我々は、タッチパッドで使用可能な入力語彙を増やすために、タッチパッド操作に用いている指の種類を識別する手法を提案した。本手法を使用することにより、同種のタッチパッド操作であっても操作に用いられる指の種類を識別して、異なる操作としてコマンドを割り当てることが可能となる。また、本稿では、機械学習を使用した指の識別手法の実装を示した。提案手法の識別精度を調査する実験の結果、各実験参加者ごとの5本指の識別精度は平均42.8%、親指と親指以外の指の識別精度は平均86.3%であった。今後、議論にて述べた戦略にて識別精度の向上を試す予定である。

参考文献

- [1] Le, H. V., Mayer, S. and Henze, N.: Investigating the Feasibility of Finger Identification on Capacitive Touchscreens Using Deep Learning, *Proceedings of the 24th International Conference on Intelligent User Interfaces*, IUI '19, New York, NY, USA, ACM, pp. 637–649 (online), DOI: 10.1145/3301275.3302295 (2019).
- [2] Gil, H., Lee, D., Im, S. and Oakley, I.: TriTap: Identifying Finger Touches on Smartwatches, *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '17, New York, NY, USA, ACM, pp. 3879–3890 (online), DOI: 10.1145/3025453.3025561 (2017).
- [3] Gupta, A. and Balakrishnan, R.: DualKey: Miniature Screen Text Entry via Finger Identification, *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '16, New York, NY, USA, ACM, pp. 59–70 (online), DOI: 10.1145/2858036.2858052 (2016).
- [4] Park, K. and Lee, G.: FingMag: Finger Identification Method for Smartwatch, *Extended Abstracts of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '19, New York, NY, USA, ACM, pp. LBW2216:1–LBW2216:6 (online), DOI: 10.1145/3290607.3312982 (2019).
- [5] Masson, D., Goguy, A., Malacria, S. and Casiez, G.: WhichFingers: Identifying Fingers on Touch Surfaces and Keyboards Using Vibration Sensors, *Proceedings of the 30th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '17, New York, NY, USA, ACM, pp. 41–48 (online), DOI: 10.1145/3126594.3126619 (2017).
- [6] Zheng, J. and Vogel, D.: Finger-Aware Shortcuts, *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '16, New York, NY, USA, ACM, pp. 4274–4285 (online), DOI: 10.1145/2858036.2858355 (2016).
- [7] Malik, S. and Laszlo, J.: Visual Touchpad: A Two-handed Gestural Input Device, *Proceedings of the 6th International Conference on Multimodal Interfaces*, ICMII '04, New York, NY, USA, ACM, pp. 289–296 (online), DOI: 10.1145/1027933.1027980 (2004).
- [8] Rekimoto, J.: ThumbSense: Automatic Input Mode Sensing for Touchpad-based Interactions, *CHI '03 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '03, New York, NY, USA, ACM, pp. 852–853 (online), DOI: 10.1145/765891.766031 (2003).
- [9] Cui, W., Zheng, J., Lewis, B., Vogel, D. and Bi, X.: HotStrokes: Word-Gesture Shortcuts on a Trackpad, *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '19, New York, NY, USA, ACM, pp. 165:1–165:13 (online), DOI: 10.1145/3290605.3300395 (2019).
- [10] Berthelley, M., Cayez, E., Ajem, M., Bailly, G., Malacria, S. and Lecolinet, E.: SpotPad, LociPad, ChordPad and InOutPad: Investigating Gesture-based Input on Touchpad, *Proceedings of the 27th Conference on L'Interaction Homme-Machine*, IHM '15, New York, NY, USA, ACM, pp. 4:1–4:8 (online), DOI: 10.1145/2820619.2820623 (2015).
- [11] Fruchard, B., Lecolinet, E. and Chapuis, O.: MarkPad: Augmenting Touchpads for Command Selection, *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '17, New York, NY, USA, ACM, pp. 5630–5642 (online), DOI: 10.1145/3025453.3025486 (2017).
- [12] Jung, J., Youn, E. and Lee, G.: PinPad: Touchpad Interaction with Fast and High-Resolution Tactile Output, *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '17, New York, NY, USA, ACM, pp. 2416–2425 (online), DOI: 10.1145/3025453.3025971 (2017).
- [13] Gu, J., Heo, S., Han, J., Kim, S. and Lee, G.: LongPad: A Touchpad Using the Entire Area Below the Keyboard of a Laptop Computer, *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '13, New York, NY, USA, ACM, pp. 1421–1430 (online), DOI: 10.1145/2470654.2466188 (2013).
- [14] Choi, S., Han, J., Kim, S., Heo, S. and Lee, G.: ThickPad: A Hover-tracking Touchpad for a Laptop, *Proceedings of the 24th Annual ACM Symposium Adjunct on User Interface Software and Technology*, UIST '11 Adjunct, New York, NY, USA, ACM, pp. 15–16 (online), DOI: 10.1145/2046396.2046405 (2011).
- [15] Heo, S., Han, J. and Lee, G.: Designing Rich Touch Interaction Through Proximity and 2.5D Force Sensing Touchpad, *Proceedings of the 25th Australian Computer-Human Interaction Conference: Augmentation, Application, Innovation, Collaboration*, OzCHI '13, New York, NY, USA, ACM, pp. 401–404 (online), DOI: 10.1145/2541016.2541057 (2013).
- [16] Tung, Y.-C., Cheng, T. Y., Yu, N.-H., Wang, C. and Chen, M. Y.: FlickBoard: Enabling Trackpad Interaction with Automatic Mode Switching on a Capacitive-sensing Keyboard, *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '15, New York, NY, USA, ACM, pp. 1847–1850 (online), DOI: 10.1145/2702123.2702582 (2015).
- [17] Taylor, S., Keskin, C., Hilliges, O., Izadi, S. and Helmes, J.: Type-hover-swipe in 96 Bytes: A Motion Sensing Mechanical Keyboard, *Proceedings of the 32nd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '14, New York, NY, USA, ACM, pp. 1695–1704 (online), DOI: 10.1145/2556288.2557030 (2014).