

スマートフォン背面のジェスチャ入力を実現するスマホリング型デバイスの設計と実装

日下部 完* 坂本 大介* 小野 哲雄*

概要. スマートフォンが普及して久しいが、依然として指でタッチスクリーンを操作する際に生じる操作上の困難であるファットフィンガー問題や片手操作が困難という問題が存在している。これらの問題を扱う研究は多く、特にスマートフォン上での操作性の向上だけでなく外部デバイスを活用したインタラクション領域の拡張に取り組む研究も多い。本稿では、現在スマートフォンのアクセサリとして人気のあるスマホリングに着目し、スマートフォンのインタラクション領域の拡張を目的としたスマートフォン背面のジェスチャ認識を実現するスマホリング型のデバイスを提案する。我々はまず、ユーザ定義型ジェスチャのアプローチで20人の参加者へ聞き取り調査を行いスマホリングの最適なジェスチャを設計した。その後、機械学習モデルを使用し、設計したジェスチャを分類する2つの分類器を実装し、参加者を集めてジェスチャデータの収集を行った。集めたデータで学習と分類試験を行ったところ、日常動作とジェスチャ入力の分類では99.1%、ジェスチャの種類分類では92.7%の精度が確認された。

1 はじめに

スマートフォンをはじめとするモバイル端末は多くの便利な機能をユーザに提供する一方で、これらの端末の主な操作方法であるタッチスクリーンへの直接的なインタラクションはファットフィンガー問題 (Fat finger problem) など操作上の問題を抱えている。この問題を解決するために、外部デバイスを用いてモバイル端末のインタラクション領域を拡張する研究が多く行われてきている [5]。特にスマートフォンのカバー型のデバイスはスマートフォンのアクセサリとして設置できるため、ユーザの体に新たなデバイスを装着するコスト無しに、スマートフォンのインタラクションを豊かにするという利点が存在する [7]。

本研究ではスマートフォンのカバー以外のアクセサリとして人気のあるスマホリングに着目し、スマホリング型の外部デバイスによるスマートフォンのインタラクション領域を拡張手法を提案する (図1)。本デバイスの特徴は、圧力センサを用いてスマホリングを使用している指の動作を感知する。我々のアイデアは、このスマホリング周囲の指の動きを定義するジェスチャを設計し、これによりスマホリング型のジェスチャインタフェースを実現する。本稿では、以下の2つを行う。1) ユーザ定義型ジェスチャのアプローチによりスマートフォンの各種操作を対象としたスマホリング向けの最適なジェスチャを設計する。2) ジェスチャを認識するスマホリング型デバイスを実装する。ジェスチャの認識を行うため、我々は機械学習のモデルである畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を使用して2つの分類器を作



図1. 本研究で開発したデバイスの概要。スマホリング型のデバイスに人差し指でダブルタップのジェスチャ入力することで、地図アプリからホーム画面へと移動している様子。

成する。一つはスマホリングでジェスチャを行っているのか、日常的な操作を行っているのかを判定する分類器であり、もう一つは前述の分類器でジェスチャであると判定された場合に、実際にどのジェスチャが行われたのかを分類するものである。以上を実現するため、我々は2つの調査を行った。一つめの調査では20名の参加者へ、ユーザ定義型ジェスチャのアプローチに基づく調査を行い、24種類のスマホリングのジェスチャを設計した。その後、設計したジェスチャを認識するためのプロトタイプを開発し、続く2つめの調査では、10名の参加者から24種のジェスチャを入力しているデータを収集した。このデータを著者らが収集した日常動作のデータと合わせて分類器に学習させた。その結果、日常動作とジェスチャ入力中の分類では99.1%、24種類のジェスチャの種類分類では92.7%の精度が確認された。本稿では以上について報告する。

* 北海道大学

2 関連研究

2.1 スマートフォンのインタラクション領域の拡張

スマートフォンは動画の視聴、通話、SNSの使用など、多くの機能をユーザに提供する携帯性の高いデバイスである。スマートフォンの操作は、主に画面を指で直接触ることで行うが、スマートフォンの様な画面の小さな端末のタッチスクリーンの操作は、ファットフィンガー問題など操作上の問題を抱えている。この問題の解決に向けてスマートフォンのインタラクション領域の拡張することを目指した研究が行われてきており、その1つに外部デバイスによるインタラクション領域の拡張がある[5]。この手法では多様なセンサを使用できるため、豊かなインタラクションを提供できる一方で、ユーザの体に新たなデバイスを装着するコストが生じる。スマートフォンに装着することを前提とした周辺アクセサリ型のデバイスは、このコストを解消する手法であり、今日までにスマートフォンケース型のデバイスの研究等が行われてきている[7][14]。Yadavらは、複数のスマホリング型インターフェースをプロトタイプし、それらの比較調査を行った[13]。本稿では、ユーザ定義型ジェスチャのアプローチによってジェスチャの定義を行い、機械学習を用いたプロトタイプの開発と応用事例の提案を行う。

2.2 ジェスチャ入力によるインタラクション手法

ジェスチャとは、特定のポーズや動きによる非言語的なコミュニケーション手法の1つである。ジェスチャ入力によるインタラクションは、キーボードやマウスなどの一般的な入力手法と比較し、記憶性、学習性、さらに特定の条件下ではパフォーマンスも優れると言われている[1]。HCIの分野では非常に多くの領域でジェスチャ入力によるインタラクションの研究が行われている。これまでにジェスチャ入力を実現するための認識技術に関する基礎研究が多く行われてきており、特にどのようなセンサを使用するのかについての研究が多く行われてきている。音声を入力するマイクロフォンを用いた手法では、ドブラー効果を用いた手法や[3]、物体の表面を擦った際に生じる音響信号の解析によるジェスチャ認識手法が提案されてきている[4]。カメラを用いた手法ではRGB値のみを使用する手法のほか[10]、さらにロバストなジェスチャ認識を行うことを目的とした深度カメラや近接カメラ[9]を用いた手法が提案されている。その他にも、電界や磁界の干渉を利用したジェスチャ認識や[5]、加速度や慣性計測ユニット(IMU)を用いた軌道の解析によるジェスチャ認識[12]、圧力センサを用いた力の状態の解析によるジェスチャ認識[2]などが提案されてきている。本研究では圧力センサを用いてスマホリングでのユーザの指の動作を感知し、それをジェスチャとして扱う

ための分類器を開発することで、新しいジェスチャ入力手法を提案する。

2.3 ユーザ定義型ジェスチャ

ユーザ定義型ジェスチャとはWobbrockらが提案したジェスチャ設計手法であり、複数名のユーザが提案したジェスチャから、最も多く提案されたジェスチャを選択する[11]。これによって設計されたジェスチャは専門家が設計するよりも学習性、記憶性に優れていると言われている[6]。ユーザ定義型ジェスチャはこれまでに、テーブルトップインタフェース[11]やスマートフォン[8]、靴下型デバイスなど[2]、多岐にわたるデバイスで調査が行われている。本稿では、スマホリング型デバイスのプロトタイプで扱う最適なジェスチャを設計するため、スマホリングのユーザ定義型ジェスチャセットの調査を実施する。

3 ユーザ定義型ジェスチャのアプローチによるスマホリングのジェスチャ設計

本研究においてはRuizらが使用した23種類のタスクに対して、スマホリング型インタフェースによるジェスチャの設計を行う(図2)。ただし、我々は従来手法でのタスクに含まれる“Act on Selection”という名前のタスクは複数要素の操作が内在すると考え、このタスクを選択肢の移動のタスクと決定のタスクに細分化した。これを含めて全23種類のタスクを使用する。

3.1 ジェスチャ案の収集手順

本調査に先立って事前に300名のスマホリング使用者を対象にしたクラウドソーシングによる調査を実施した。その結果、多くの人々が人差し指もしくは中指をリングに通してスマホリングを使用すること、利き手とは反対の手でスマホリングを操作していることが明らかとなった。これらの結果を使用し、本調査の詳細を決定した。

先行研究の方針と同様に[8]、23種類のタスクを6つのシーンに割り当て、各シーンごとに、割り当てられたタスクを表示し、参加者へジェスチャの提案を促した。ジェスチャ案は、スマホリングに中指を通した場合と人差し指を通した場合でそれぞれ収集した。参加者には市販のスマホリングが貼られたスマートフォンを渡し、調査中はいつでもスマホリングを触りながらジェスチャを提案した。この時、我々は参加者にスマホリングから指を抜かないジェスチャを設計することを説明した。

3.2 参加者と収集したデータ数

19歳から24歳(平均20.95歳)までの20名の参加者が調査に参加した。3名がスマホリング経験者、5名が女性、全員が情報系を専攻していない大学生であった。13名が利き手ではない方の手でスマ

ホリングを操作しながらジェスチャを設計した。参加者には1,500円の謝礼が支払われた。1人の参加者につき23個のタスクを2種類の指の通し方でそれぞれジェスチャを収集し、20名の参加者から合計960個のジェスチャが収集された。

3.3 ジェスチャ選択

参加者から収集したジェスチャ案をコーディングし、人差し指と中指を通した場合でそれぞれ、各タスクごとに提案されたジェスチャを集計した。各タスクで集計されたジェスチャの中で最も多く提案されたジェスチャをユーザ定義型ジェスチャとして選択した。この時、複数のタスクに同じジェスチャが割り当てられる競合状態が発生した。我々は、発生した競合状態を、スマートフォンを操作する特定のシーンで、競合したタスクのいずれも使用する可能性がある場合に限り、競合状態を解消した。競合状態の解消は、先行研究と同じく[11]、集計値が小さい、つまり参加者によって該当のジェスチャが提案された数が小さいタスクのジェスチャを、2番目に多く提案されたジェスチャに再度割り当てることで行った。最終的に選択されたジェスチャ一覧を図2に示す。リングに中指を通した場合の最終的なユーザ定義型ジェスチャセットは12種類のジェスチャで構成され、人差し指をリングに通した場合でも同様に12種類のジェスチャで構成された。

4 ジェスチャ分類器の実装

設計したジェスチャを認識するスマホリング型デバイスのプロトタイプを実装する。スマホリングでの指の動作は圧力センサで取得し、機械学習を用いてジェスチャの分類を行う。我々は参加者からデータを収集し、交差検証によってプロトタイプの評価を行った。

4.1 ハードウェア構造

図3に我々が作成したスマホリング型デバイスのプロトタイプの外観と内部構造を示す。プロトタイプは8つの圧力センサ(Interlink Electronics, FSR 402)、天然ゴムシート、アクリル板(3mm)、市販のスマホリングで構成されている。圧力センサはスマホリングのプレート部の両面(表と裏)の四隅に設置され、スマホリングはアクリル板で作成した箱の中に設置する。箱はスマホリングのリング部だけが突出する構造となっている。ハードウェア構造の特徴としては、圧力センサが設置されたスマホリングのプレートとアクリル板の間にクッション性のある天然ゴムのシートを挟んでいることである。これにより微細な指の動作の感知を試みる。

スマホリングデバイスの各圧力センサの信号はデバイス外部で1kΩの炭素皮膜抵抗を經由しマイクロコンピュータ(Arduino Nano BLE 33)へ接

続され、マイクロコンピュータはプロトタイプから100Hz周期で信号を取得し、ホストコンピュータへと送信する。ホストコンピュータは送信された信号を、1.5秒間ごとのフレームに切り分け、各種分類を行う。開発したデバイスはGoogle Pixel 3aの背面に設置し、データ収集と解析にはGALLERIA XL7C-R36 11800H(Intel Core i7-11800H CPU with 16 GB memory)を用いた。

4.2 ジェスチャ分類手法

図4にデバイスで感知するセンサ値とその後の前処理と分類の流れを示す。圧力センサからの値はまず、正規化と濃淡画像化の前処理が行われる。生データの正規化は、各センサが取得した値ごとに、各値をそのセンサが取得した最大値で除算することで実装した。その後、正規化したデータを40×30の大きさの濃淡画像に変換する。

上記の前処理が行われたデータについて2つの分類器によってジェスチャ分類を行う。1つ目の分類器では日常動作の分類を行う。具体的にはデバイスから得られたデータがジェスチャを入力している動作なのか、日常動作なのかの2値分類を行う。この分類器でジェスチャ入力と分類されたデータは、2つ目の分類器で24種類のラベル(12種類のジェスチャ×2種類の指の通し方)に分類される。2つの分類器には、PythonのTensorflowライブラリのKerasを用いて、どちらも同様の層構造を持つCNNを実装した(図5)。

5 ジェスチャ分類精度の調査

開発したスマホリング型デバイスによるジェスチャ入力インタフェースの、ジェスチャ分類精度の確認のための調査を行う。

5.1 調査手順

ジェスチャデータの収集は研究室で実施された。参加者は椅子に座り、設計された24種類のジェスチャ(12種類のジェスチャ×2種類の指の通し方)について各ジェスチャにつき10回、全て右手で操作を行った。我々はジェスチャ入力中のデータとして、合計で2400個のデータを収集した。

スマホリングに指を通したスマートフォンの日常動作のデータには、スマホリングに中指を通した場合と人差し指を通した場合の2つの場合でそれぞれ、スマートフォン画面のタップ、スワイプ、何もしないの3つの操作をしている最中のデータを収集した。右利きの著者1名が、右手で各条件につき400回の入力を行うことで、合計2400個の日常動作のデータを収集した。

地図操作 ズームイン ズームアウト 右へ移動 左へ移動 上へ移動 下へ移動 0: 奥に力を加える 1: 手前に力を加える 2: 右に力を加える 3: 左に力を加える 4: 上に力を加える 5: 下に力を加える						縦スクロール 上の画面へ 下の画面へ 4: 上に力を加える 5: 下に力を加える	
電話操作 応答 切断 無視 発信 0: 奥に力を加える 0: 奥に力を加える 1: 手前に力を加える 0: 奥に力を加える				システム操作 次のアプリへ 前のアプリへ ホーム画面へ 音声検索 10: 中指で奥にスワイプ 11: 中指で手前にスワイプ 6: 手前にタップ 7: 手前にダブルタップ			
アイテム選択 右 左 上 下 決定 2: 右に力を加える 3: 左に力を加える 4: 上に力を加える 5: 下に力を加える 7: 手前にダブルタップ					横スクロール 右へ移動 左へ移動 8: 親指で奥にスワイプ 9: 親指で手前にスワイプ		

(a) 人差し指を通した場合のユーザ定義型ジェスチャセット

地図操作 ズームイン ズームアウト 右へ移動 左へ移動 上へ移動 下へ移動 12: 奥に力を加える 13: 手前に力を加える 14: 右に力を加える 15: 左に力を加える 16: 上に力を加える 17: 下に力を加える						縦スクロール 上の画面へ 下の画面へ 16: 上に力を加える 17: 下に力を加える	
電話操作 応答 切断 無視 発信 12: 奥に力を加える 12: 奥に力を加える 15: 左に力を加える 12: 奥に力を加える				システム操作 次のアプリへ 前のアプリへ ホーム画面へ 音声検索 20: 人差し指で奥にスワイプ 21: 人差し指で手前にスワイプ 18: 手前にタップ 19: 手前にダブルタップ			
アイテム選択 右 左 上 下 決定 14: 右に力を加える 15: 左に力を加える 16: 上に力を加える 17: 下に力を加える 19: 手前にダブルタップ					横スクロール 右へ移動 左へ移動 22: 人差し指で左にスワイプ 23: 人差し指で右にスワイプ		

(b) 中指を通した場合のユーザ定義型ジェスチャセット

図 2. ユーザ定義型ジェスチャのアプローチで設計された 24 個のジェスチャ。人差し指と中指によるジェスチャは別ものとして扱っている。各イラストの上部がタスク名、下部がジェスチャ名である。

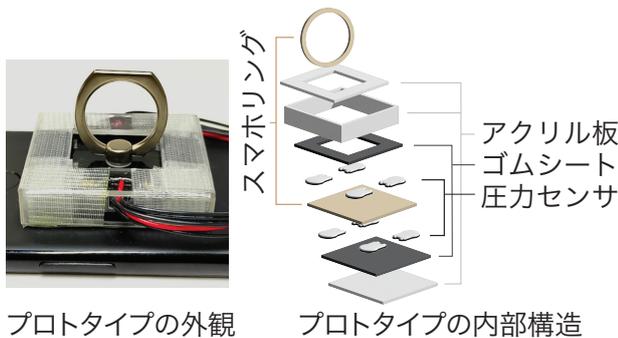


図 3. 開発するスマートリングデバイスの外観と構造

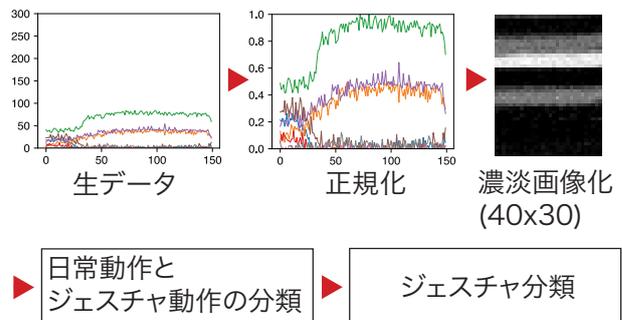


図 4. 信号処理と分類の流れ



図 5. CNN の層構造

表 1. 日常生活とジェスチャ入力を分類する分類器の精度.

分類ラベル	精度	再現率	F1 スコア
日常動作	0.986	0.996	0.991
ジェスチャ入力	0.996	0.985	0.991

5.2 参加者

21 歳から 33 歳（平均 24.1 歳）の 10 名の参加者が無償で実験に協力した。参加者全員が右利き、1 名が女性、全員が情報系を専攻している大学生もしくは大学院生であった。

5.3 結果：日常動作の分類

日常動作とジェスチャ入力を切り分ける分類器には、日常動作の 2400 個のデータ、調査の参加者から収集したジェスチャ入力中の 2400 個のデータの合計 4800 個のデータを使用した。このデータに対して 10-fold 交差検証を行った結果、99.1%の精度が検出された。それぞれのラベルの精度の詳細を表 1 に示す。

5.4 結果：ジェスチャの分類

ジェスチャの種類の分類を行う分類器には、参加者から収集した 2400 個のデータを参加者間学習と参加者内学習の 2 種類のデータの分割方法による交差検証を行った。表 2 にそれぞれの交差検証の精度の結果を示す。参加者間学習では、38.7%と低い精度であった一方で、参加者内学習では 92.7%と 9 割を超える精度が確認された。また、リングに人差し指を通したジェスチャより中指を通したジェスチャの方が高い精度が検出された。参加者内学習時の分類器の混同行列を図 6、各ラベルの精度の詳細を表 3 に示す。図 6 と表 3 のラベルの 0 から 23 の番号は、図 2 のジェスチャの各番号と互いに対応しており、0 から 11 はリングに人差し指を通したジェスチャ、12 から 23 が中指を通したジェスチャである。どちらの分類器も、1 つのデータを受け取り、前処理の後、予測結果が出力されるまでの所要時間は、12.6 ミリ秒であった。

6 利用例

スマホリングはスマートフォンの落下防止などの目的で使用され、本稿で提案したスマホリング型の

表 2. ジェスチャの種類を分類する分類器の全体の精度、人差し指をリングに通した場合の精度、中指をリングに通した場合の精度.

交差検証	平均精度	人差し指	中指
参加者間学習	0.387	0.300	0.447
参加者内学習	0.927	0.918	0.936

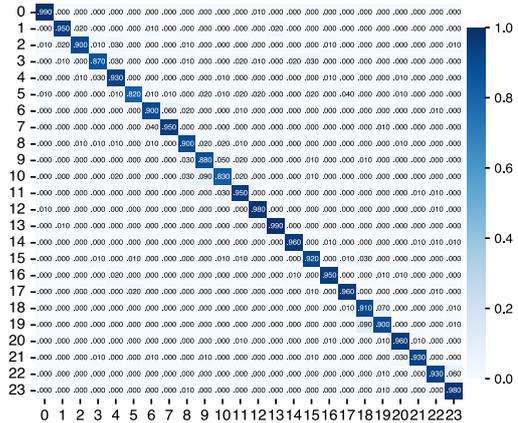


図 6. ジェスチャの種類を分類する分類器の参加者内学習時の各ラベルの精度。ラベル 0 から 11 は人差し指、12 から 23 は中指をリングに通したジェスチャ。

ジェスチャ入力インターフェースは、スマホリングの機能をそのままインタラクティブシステムにしたということに特徴がある。例えば、ユーザが目的地へと向かうため、スマートフォン上で地図アプリを操作する場合、我々が提案したデバイスを使用することで、スマートフォンの操作で必要だったピンチインやピンチアウトなどの複雑なジェスチャ入力無しに、片手で簡単な操作が可能となる。他にも、スマートフォン上でカメラアプリの操作では、上記と同様に撮影に必要な操作を片手でできることに加え、画面上からのカメラレンズが投影した景色の視認の妨げとなる撮影ボタンなどのインターフェースをスクリーン上から排斥することができ、ユーザはより理想的な写真を撮影することができるようなインターフェースを実現できる。このような屋外での利



(a) 野外で地図アプリを使用 (b) 室内で通知を削除

図 7. アプリケーションの利用例.

表 3. 参加者内学習時の分類器の分類精度。ラベル 0 から 11 は人差し指, 12 から 23 は中指をリングに通したジェスチャ。

ラベル	精度	再現率	F1 スコア
0	0.971	0.990	0.980
1	0.960	0.950	0.955
2	0.957	0.900	0.928
3	0.926	0.870	0.897
4	0.886	0.930	0.907
5	0.965	0.820	0.886
6	0.918	0.900	0.909
7	0.931	0.950	0.941
8	0.891	0.900	0.896
9	0.863	0.880	0.871
10	0.865	0.830	0.847
11	0.888	0.950	0.918
12	0.961	0.980	0.970
13	0.980	0.990	0.985
14	0.970	0.960	0.965
15	0.911	0.920	0.915
16	0.960	0.950	0.955
17	0.941	0.960	0.950
18	0.875	0.910	0.892
19	0.882	0.900	0.891
20	0.932	0.960	0.946
21	0.969	0.930	0.949
22	0.949	0.930	0.939
23	0.907	0.980	0.942

用時は、傘を差す場合や買い物袋を持っている場合など、片手が使用できない場合に特に効果的である。

提案手法は屋外での利用だけでなく、室内でのスマートフォン操作時にも有効であると考えられる。例えば、ユーザが自宅のソファやベッドなどの上で寝そべりながらスマートフォンを頭上に掲げ、SNS やインターネットサイトを閲覧している場合 (図 7 (b)), 従来のタッチインタラクションでは、ユーザは手元が不安定になり、スマートフォンを顔面などに落下させる危険性がある。このような場合でも、我々が提案したデバイスに指を通してスマートフォンを操作することで、上記のような落下を防止しながら快適にスマートフォンを操作できるだろう。他にも、スマートフォンの画面上部は指が届きにくい、このような領域に表示される通知バナーなどへのショートカットとしても使うことができるだろう。

7 議論と今後の課題

本稿では、スマホリング型のジェスチャ入力インタフェースを提案した。本稿で行った調査では、各分類器の分類精度は全て 9 割を超えた。しかし、本

調査では安定した環境下で収集したデータのみを使用しており、実際にユーザがスマートフォンを使用すると想定される、提案デバイスへの干渉が大きいと予想される環境下での調査が必要である。乗り物の乗車中や歩行中などがこの環境として考えられ、これらの様なスマホリング型デバイスへのノイズが多いことが予想される環境での調査が行われるべきである。同様に、本稿で実施した日常動作とジェスチャ入力の分類は、ジェスチャ入力のデータには 10 名の参加者、日常動作には別の 1 名のデータを学習データに使用し高精度の分類を確認した。しかし、ジェスチャの種類の分類で参加者間学習の精度が低かったことから、データには個人差が生じることが推察され、同一の参加者から収集したデータによる調査が行われるべきである。

本稿で開発したプロトタイプは、デバイス単体では機能せず、多くの計算処理を外部のコンピュータで行った。この構成は本研究のコンセプトを検討するという本稿の目的を達成するには十分であったが、実際に使用するには、これら全てをスマホリング内に収める必要がある。そのためには、電源供給の問題やスマートフォンやマイコンなどの計算能力が比較的小さな計算機でもリアルタイムにジェスチャを分類するためのシステムを検討する必要がある。また、本研究で実施した調査では、ユーザが右手でジェスチャの入力をしたデータのみを解析の対象とした。しかし、スマートフォンは左右どちらの手でも使用されるため、左右どちらの手でこのデバイスを使用した場合でも、高い精度でジェスチャの分類が行われる必要がある。本実験では、リングに通した指の違いによって、一見似たようなジェスチャでも 9 割を超える精度で分類が行われ、これらの中で特徴に差が生じたことが推察される。同様に、デバイスを使用する手の違いによってデバイスが取得する信号の特徴に差が出るのが予測される。そのため、左右の手で使用したデータの解析と検討が必要だろう。

8 結論

本稿では、ジェスチャ入力を実現するスマホリング型のインタフェースの提案と実装を行った。まず、スマートフォンの操作を目的としたスマホリング向けのジェスチャをユーザ定義型ジェスチャのアプローチで設計した。その後、実際にデバイスを開発し、あわせて日常動作の分類と、ジェスチャの種類を分類する 2 つの分類器を CNN による機械学習技術により開発した。参加者を集めて実際にデータを収集する調査を行い、そのデータを用いてそれぞれの分類器で学習させた。その結果、日常生活の分類精度は 99.1%、ジェスチャの種類の分類精度は 92.7% であった。

参考文献

- [1] C. Appert and S. Zhai. Using Strokes as Command Shortcuts: Cognitive Benefits and Toolkit Support. In *In Proc. CHI '09*, p. 2289–2298, New York, NY, USA, 2009. Association for Computing Machinery.
- [2] K. Fukahori, D. Sakamoto, and T. Igarashi. Exploring Subtle Foot Plantar-Based Gestures with Sock-Placed Pressure Sensors. In *In Proc. CHI '15*, p. 3019–3028, New York, NY, USA, 2015. Association for Computing Machinery.
- [3] S. Gupta, D. Morris, S. Patel, and D. Tan. SoundWave: Using the Doppler Effect to Sense Gestures. In *In Proc. CHI '12, CHI '12*, p. 1911–1914, New York, NY, USA, 2012. Association for Computing Machinery.
- [4] C. Harrison and S. E. Hudson. Scratch Input: Creating Large, Inexpensive, Unpowered and Mobile Finger Input Surfaces. In *In Proc. UIST '08*, p. 205–208, New York, NY, USA, 2008. Association for Computing Machinery.
- [5] C. Harrison and S. E. Hudson. Abracadabra: Wireless, High-Precision, and Unpowered Finger Input for Very Small Mobile Devices. In *In Proc. UIST '09*, p. 121–124, New York, NY, USA, 2009. Association for Computing Machinery.
- [6] M. A. Nacenta, Y. Kamber, Y. Qiang, and P. O. Kristensson. Memorability of Pre-Designed and User-Defined Gesture Sets. In *In Proc. CHI '13*, p. 1099–1108, New York, NY, USA, 2013. Association for Computing Machinery.
- [7] C. Rendl, D. Kim, P. Parzer, S. Fanello, M. Zirkl, G. Scheipl, M. Haller, and S. Izadi. FlexCase: Enhancing Mobile Interaction with a Flexible Sensing and Display Cover. In *In Proc. CHI '16*, p. 5138–5150, New York, NY, USA, 2016. Association for Computing Machinery.
- [8] J. Ruiz, Y. Li, and E. Lank. User-Defined Motion Gestures for Mobile Interaction. In *In Proc. CHI '11*, p. 197–206, New York, NY, USA, 2011. Association for Computing Machinery.
- [9] A. D. Wilson. PlayAnywhere: A Compact Interactive Tabletop Projection-Vision System. In *In Proc. UIST '05*, p. 83–92, New York, NY, USA, 2005. Association for Computing Machinery.
- [10] A. D. Wilson. Robust Computer Vision-Based Detection of Pinching for One and Two-Handed Gesture Input. In *In Proc. UIST '06*, p. 255–258, New York, NY, USA, 2006. Association for Computing Machinery.
- [11] J. O. Wobbrock, M. R. Morris, and A. D. Wilson. User-Defined Gestures for Surface Computing. In *Proc. CHI '09*, p. 1083–1092, New York, NY, USA, 2009. Association for Computing Machinery.
- [12] X. Xu, J. Gong, C. Brum, L. Liang, B. Suh, S. K. Gupta, Y. Agarwal, L. Lindsey, R. Kang, B. Shahsavari, T. Nguyen, H. Nieto, S. E. Hudson, C. Maalouf, J. S. Mousavi, and G. Laput. Enabling Hand Gesture Customization on Wrist-Worn Devices. In *In Proc. CHI '22*, New York, NY, USA, 2022. Association for Computing Machinery.
- [13] A. Yadav, A. K. Eady, S. Nabil, and A. Girouard. JoyHolder: Tangible Back-of-Device Mobile Interactions. In *Proceedings of the 2019 ACM International Conference on Interactive Surfaces and Spaces, ISS '19*, p. 343–346, New York, NY, USA, 2019. Association for Computing Machinery.
- [14] W. Yamada, H. Manabe, and D. Ikeda. Cam-TrackPoint: Camera-Based Pointing Stick Using Transmitted Light through Finger. In *Proceedings of the 31st Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, UIST '18*, p. 313–320, New York, NY, USA, 2018. Association for Computing Machinery.