

日本語フリック入力を用いたモバイル端末の把持姿勢識別

永井 美波* 池川 航史† 志築 文太郎‡ 高橋 伸‡

概要. モバイル端末の操作における把持姿勢は、ユーザが置かれている状況によって変化する。把持姿勢に適したユーザインタフェースを提供するためには、把持姿勢のリアルタイムな識別が必要となる。我々は、モバイル端末における日本語の入力手法の主流となっている日本語フリック入力時の把持姿勢について着目した。ユーザがフリック入力を行っている際にモバイル端末内蔵のセンサから得られたデータを用いて把持姿勢の識別を行う。内蔵センサから得られるデータから 83 個の特徴量を抽出し、機械学習の教師データとした。把持状態 5 種類とユーザ姿勢 2 種類の組み合わせから 10 種類の把持姿勢を識別し、精度を評価した。把持姿勢 10 種類の識別は Random Forest を用いた場合の結果が最も高精度であり、74.3%であった。また、特徴量の重要度を算出し、フリック入力時に得られる特徴量が上位を占めていることを示した。

1 はじめに

スマートフォンやタブレットなどのモバイル端末は、ユーザの置かれている状況により、片手把持状態で操作されることもあれば、両手把持状態で操作されることもある。また、モバイル端末の操作は座った状態だけでなく、立った状態でも可能であり、把持状態に加えてユーザ姿勢も変化する。

以上のような、モバイル端末を操作する際の把持姿勢（把持状態とユーザ姿勢の組み合わせ）を識別できれば、モバイル端末の画面に表示されるユーザインタフェースを把持姿勢に適したものに自動的に調整し、使いやすさの向上が見込める。現在でも市販のモバイル端末の多くは、縦持ちから横持ちに変わった場合に、ユーザインタフェースを横持ちに適したレイアウトに調整する。ただし、この調整は実際の把持姿勢に基づくものではなく、モバイル端末に内蔵されている加速度センサからのデータに基づく。

これに対してモバイル端末の実際の把持姿勢の識別を試みている研究も存在する。これらには追加のセンサを用いる研究 [4, 7, 8, 9] およびモバイル端末の内蔵センサのみを用いている研究 [5, 11, 12, 13, 16] など多く存在する。

我々は、モバイル端末における日本語の入力手法の主流となっている日本語フリック入力（以降、フリック入力）に着目した。これまでもフリック入力時に得られるデータは個人識別 [14, 15] や感情識別 [10] に用いられており、リッチな情報を持つ。今回、我々はユーザがフリック入力を行う際にモバイル端末に内蔵されているセンサからデータを取得し、これを用いた把持姿勢の識別を試みる。

2 関連研究

本研究と同様に、モバイル端末を操作しているユーザの把持姿勢の識別およびフリック入力時に得られるデータを利用した研究はこれまでも行われている。また、モバイル端末向けのレイアウト調整機能も開発されている。

2.1 追加センサを用いた把持姿勢識別

モバイル端末に追加のセンサを取り付けて把持姿勢を識別する手法が数多く研究されている。例えば、Cheng ら [4] の iRotateGrasp は、44 個の静電容量センサをモバイル端末の背面および側面に配置したハードウェアを用いて把持姿勢を識別するシステムである。モバイル端末を操作する際に手が触れている位置を検出し、把持姿勢の識別を行う。同時に、加速度センサからユーザが把持姿勢を変更したタイミングを検出し、把持姿勢に基づいて画面の表示を自動的に切り替えることができる。Ono ら [9] の Touch & Activate は、能動的音響センシングを用いて既存の物体にタッチ入力機能を付与するシステムである。既存の物体にスピーカとマイクを取り付け、ユーザが物体に触れたときの音の周波数特性の変化からタッチ入力を検出している。スピーカとマイクをモバイル端末の保護ケースに取り付けたハードウェアを用いて把持姿勢を識別するアプリケーションを示している。

モバイル端末に加えて、ユーザの腕に取り付けられた手首装着型端末（スマートウォッチ）から得られる情報を用いて姿勢を識別する手法も研究されている。Lim ら [8] の WhichHand は、ユーザがモバイル端末を操作している手が右手か左手かを識別できる。この識別には両端末に内蔵されている方位センサを用いている。Kim ら [7] の Mo-Bi は、ユーザがモバイル端末を操作する際の 9 種類の把持姿勢を識別できる。この識別にはモバイル端末および両腕

Copyright is held by the author(s).

* 筑波大学情報学群情報科学類

† 筑波大学大学院システム情報工学研究科コンピュータサイエンス専攻

‡ 筑波大学システム情報系

に取り付けた手首装着型端末に内蔵されている加速度センサを用いている。

これらの研究は追加センサを用いることによって高精度な識別を可能としている。一方我々は、モバイル端末に内蔵されているセンサとフリック入力時に得られるデータを用いた識別手法を試みる。

2.2 モバイル端末の内蔵センサのみを用いた把持姿勢識別

モバイル端末にセンサを追加せず、内蔵センサのみを用いて把持姿勢を識別する手法も数多く研究されている。平部ら [16] の TouchContext はデバイスログに出力されるタッチイベントに関するデータから、Android OS 上でのタッチ操作を識別可能なログの開発を行った。タッチ操作のログから入力姿勢の識別も試みている。Goelら [5] の GripSense は、モバイル端末に内蔵されたタッチパネル、ジャイロセンサおよび加速度センサを用いて把持姿勢を識別するシステムである。この識別システムは、端末の傾き、タッチパネルに触れている指の面積およびスライド操作における指先の軌跡を特徴量とした機械学習に基づく。ただしタッチとスワイプを5回以上連続して行った際のセンサデータを必要とするため、リアルタイムな識別は実現していない。上島ら [11] は、モバイル端末に内蔵されている加速度センサとタッチパネルへの入力情報から、閾値を用いて把持姿勢（片手把持と両手把持）を識別している。朴ら [13] は、モバイル端末に内蔵されているジャイロセンサ、加速度センサおよびタッチパネルへの入力情報を用いて5種類の把持状態を識別している。朴らのシステムはユーザが端末を操作するたびに把持状態の推定が可能である。小川ら [12] は [13] を発展させ、把持状態に加えてユーザ姿勢（座位と腹臥位）も識別する。

これらの研究は、内蔵センサのみを用いた識別を提供している。我々は、フリック入力に着目し、入力時に得られるデータを用いた把持姿勢の識別を行う。

2.3 フリック入力を用いた研究

フリック入力時に得られるデータに着目した研究はこれまでもある。泉ら [14] は、フリック入力時のキーストロークデータから個人識別を行った。ひらがな1文字に関するフリック時間に加えて、通常のキーボードでは測定できない押下圧やフリック角度も特徴量としている。吉田ら [15] はキーストロークデータに加えてジャイロセンサおよび加速度センサを用いて個人識別を行った。野口ら [10] は、日本語のフリック入力を用いて感情識別を行った。スライド速度、フリックの方向、タッチの持続時間およびタッチ間の移動時間を特徴量として使用し、15種類の感情の識別を試みている。

本研究はフリック入力から得られるデータを用いた識別を試みる。

2.4 モバイル端末のユーザインタフェース調整

モバイル端末におけるユーザインタフェース調整の必要性はこれまでも研究され、またユーザインタフェースを調整する機能は既に提供されている。

Alonsoら [3] は、ユーザ調査によって、モバイル端末のユーザインタフェースのレイアウトがタスク実行時間に大きく影響することを示した。

Apple社が販売するiPhoneにはReachabilityという機能が搭載されている。これは、ユーザがホームボタンを2回タップすることによって、モバイル端末の画面に表示されているレイアウトを全体的に下に移動する機能である。この機能により、画面サイズが大きなモバイル端末においても、ユーザが画面上部に表示されているボタンにタッチすることが可能となる。また、Asus社のZenFoneは片手モードと呼ばれる機能を搭載している。これは、ユーザがホームボタンを2回タップすることによって、モバイル端末の画面に表示されているレイアウトを縮小する機能である。さらに、画面上部をロングタップすることにより、移動やリサイズが可能である。

これらのユーザインタフェース調整には、使用する際にユーザの操作を必要とするため、端末の把持姿勢を変更するたびに再操作が必要となる。一方、我々や先行研究が取り組んでいる把持姿勢識別は、自動的なユーザインタフェース調整を行うシステムを実現するために有用な技術である。

3 フリック入力を用いたモバイル端末の把持姿勢識別

我々の手法は、フリック入力時にモバイル端末に内蔵されているセンサから得られるデータを用いて把持姿勢を識別する。識別には教師ありの機械学習を用い、フリック入力のたびに把持姿勢を識別する。今回、実装にはモバイル端末として、SONY Xperia Z5 Compact (OS: Android 5.1, 重さ: 約138g, 画面サイズ: 4.6インチ, 解像度: 720px × 1280px) を使用した。また複数の機械学習アルゴリズムが搭載されたライブラリであるWeka (Version 3.8.1) [2] を用いた。

3.1 把持姿勢

識別対象の把持姿勢を、フリック入力によく使われる5把持状態 (図1) および2ユーザ姿勢 (立位と座位) の組合せの計10姿勢とした。右手親指入力 (図1a) および左手親指入力 (図1b) はそれぞれ右手および左手の親指をフリック入力操作に使用している。また右手人差し指入力 (図1c) は左手でモバイル端末を把持し、右人差し指を入力操作に使用している。続いて、左手人差し指入力 (図1d) は右手でモバイル端末を把持し、左人差し指を入力操作に使用している。さらに、両手親指入力 (図1e)

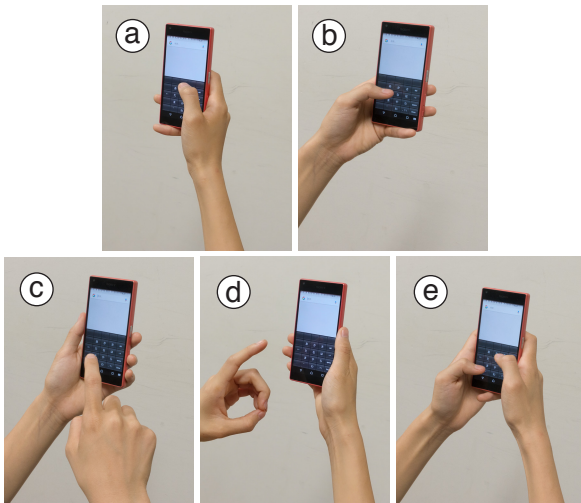


図 1. 把持状態 : (a) 右手親指入力, (b) 左手親指入力, (c) 右手人差し指入力, (d) 左手人差し指入力, (e) 両手親指入力

は両手でモバイル端末を把持し、右親指か左親指の片方、もしくは両方を入力操作に用いている。

3.2 データ取得アプリケーション

フリック入力のたびに把持姿勢を識別するため、複数の内蔵センサからデータを取得する日本語フリック Input Method Editor (IME) を作製した。この IME のキーボードの大きさおよびレイアウトは、モバイル端末に初期搭載の日本語フリックキーボード POBox Plus [1] を実験に使用した端末で実行したときと同じになるように調節した。すなわちキーボードの大きさは $440\text{ px} \times 720\text{ px}$ 、各キーの大きさは $110\text{ px} \times 144\text{ px}$ であり図 2 左の通りに配置されている。またフリックの方向の判定には、キーの中心を原点とし左上角を 0° とした極座標系において、キーの中心から Up タッチ座標（指が画面から離れた時の座標）までのベクトルがなす角度を用いた（図 2 右）。例えば、角度が 0° から 90° の範囲であれば上フリックがなされたと判別する。なお、作製した IME はフリック入力のデータを取得することを意識しており、ひらがな入力のみを実装している。

3.3 内蔵センサからのデータ取得

IME は、フリック入力時（すなわち画面に指が触れてから離れるまでの間）、モバイル端末に内蔵されているセンサからデータを取得する。タッチパネルから、Down タッチ座標（画面に指が触れたときの座標）、Up タッチ座標、Move タッチ座標（フリックしている最中の座標）、タッチ面積（全タッチイベント分）を取得する。なおタッチされていた時間（Down タッチから Up タッチまでの経過時間）も求

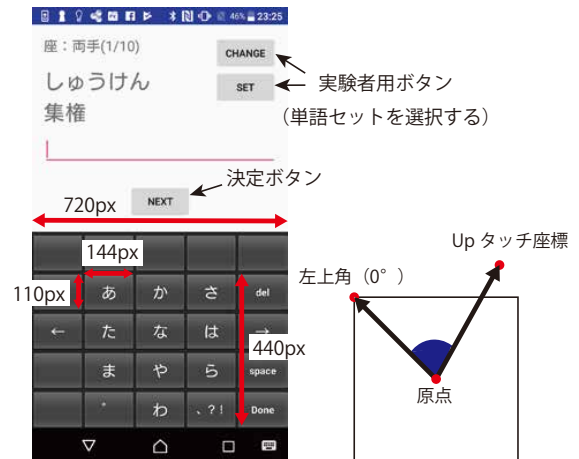


図 2. (左) データ取得のために実装した IME, (右) フリック方向の判別方法

める。また、加速度センサ、ジャイロセンサおよび気圧センサのデータをサンプリング周波数 50 Hz にて取得する。

3.4 特徴量抽出

内蔵センサから取得したデータから合計 83 個の特徴量を抽出した。タッチパネルから取得したデータより、Down タッチ座標、Up タッチ座標、フリック軌跡の湾曲（図 3）、タッチ面積の平均値、最大値、最小値、フリックの速度およびフリックの方向を用いた（10 個）。ここでフリック軌跡の湾曲とは、フリックしている間に得られる Move 座標から、Down タッチ座標と Up タッチ座標を結ぶ線分のベクトルまでの距離の総和である。ただし、フリックの軌跡がこのベクトルの左側にある場合はプラス、右側にある場合はマイナスとした。加速度センサおよびジャイロセンサから取得したデータより、3 軸それぞれに対して、平均値、分散値、最大値および最小値を求め、特徴量として加えた（24 個）。さらに、朴ら [12] の研究を参考に、軸間相関係数、二乗平均平方根および 3 軸合成値の平均値も特徴量に加えた（14 個）。また、Fast Fourier Transform (FFT) により周波数成分に関する特徴量も抽出する。振幅の最大値、振幅の最小値、2 番目に大きい振幅の値、2 番目に振幅が大きい値のインデックスおよび周波数成分の軸間相関係数を特徴量として加えた（30 個）。気圧センサから得られるデータより、Down タッチイベントが発生した際に取得した値を基準としてその値からの変化量を求め、変化量の平均値、最大値、最小値、最大値のインデックスおよび最小値のインデックスを特徴量に加えた（5 個）。

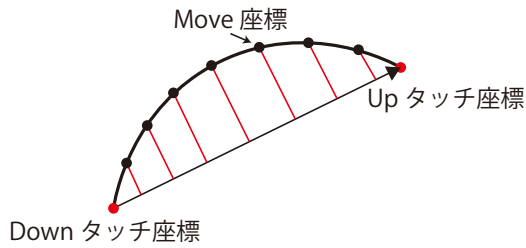


図 3. フリック時の湾曲：フリックしている間に得られる Move 座標から、Down タッチ座標と Up タッチ座標を結ぶ線分のベクトルまでの距離の総和

3.5 識別器

3.4 節にて抽出した特徴量に基づき機械学習を用いて把持姿勢を識別する。なお、本研究では、把持姿勢の識別に適した機械学習アルゴリズムを探るために 4 種類の機械学習アルゴリズムを用いて識別し、比較を行った。使用した機械学習アルゴリズムは、J48, Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM) および Multilayer Perceptron (MLP) である。

4 評価実験

3 節の提案手法によって抽出した特徴量を用いた機械学習アルゴリズムによる識別を行う。4 種類の機械学習アルゴリズムを用いた 10 種類の把持姿勢の識別精度を検証した。

4.1 実験協力者

研究室内の大学生および大学院生を含む 4 名 (A-D, 21-22 歳, 男性 1 名) を実験協力者として雇った。実験協力者のモバイル端末の使用歴は平均 55.5 ヶ月であり、全員右利きであった。また、実験協力者は全員、普段からフリック入力を使用しており、この入力手法に慣れていていた。

4.2 実験手順

初めに、実験協力者に 10 種類の把持姿勢を説明した。次に、我々が作製した IME に慣れてもらうための練習タスクとして自由に文章を入力してもらった後、実験タスクを行ってもらった。1 人あたりの実験所要時間は約 40 分であった。

4.3 実験タスク

実験協力者に 10 種類の把持姿勢をランダムに提示し、各把持姿勢において内容が異なる 12 単語 (以降、単語セット) を入力することを 1 セッション (12 単語 × 10 把持姿勢) とし、これを 4 セッション行った。入力すべき単語はモバイル端末の画面に表示される。

表 1. 把持姿勢識別結果

把持姿勢	J48	RF	SVM	MLP
立位 × 5 状態	82.7	91.7	91.4	91.9
座位 × 5 状態	81.1	90.2	90.4	91.2
立位, 座位 × 5 状態	61.4	74.3	68.2	67.4
5 把持状態	82.1	90.7	90.2	90.1

表 2. 実験協力者 D について RF を用いて識別したときの混同行列 (%) : (a) 右手親指入力, (b) 左手親指入力, (c) 右手人差し指入力, (d) 左手人差し指入力, (e) 両手親指入力

		識別結果										
		立位					座位					
		a	b	c	d	e	a	b	c	d	e	
実際の姿勢	立位	a	69.9	0.4	1.4	0.0	10.6	12.1	0.7	0.7	0.0	4.3
		b	0.0	75.0	0.3	2.7	1.0	1.0	17.9	0.3	1.0	0.7
		c	0.3	0.3	93.9	0.0	3.9	0.0	0.0	1.0	0.0	0.6
		d	0.0	3.2	0.0	93.2	0.0	0.0	0.7	0.0	2.9	0.0
		e	4.7	0.0	2.3	0.3	79.2	2.9	0.5	1.3	0.3	8.6
座位	a	17.8	0.3	2.2	0.0	2.9	72.7	1.9	0.0	0.0	2.2	
	b	6.3	22.8	0.0	2.1	0.3	16.8	44.9	0.3	4.2	2.4	
	c	0.0	0.0	2.0	1.2	1.2	0.6	0.0	94.2	0.0	0.9	
	d	0.0	0.3	0.0	6.9	0.7	0.0	1.0	1.4	88.2	1.4	
	e	0.5	0.0	1.1	0.3	14.3	3.3	0.5	2.2	0.3	77.5	

実験協力者が単語を正しく入力したうえで決定ボタンを押すと次の単語が表示される。単語セットの入力が終わり次第、実験協力者には次の把持姿勢が提示される。セッション間には適宜休憩を設けた。

我々は、単語セットとして、Hagiya ら [6] に倣い、形態素解析器 JUMAN の辞書からランダムに、実験協力者とセッション中の把持姿勢ごとに 12 単語 (1 単語 3-6 文字) を抽出した (単語セット間に重複する単語はない)。なお、フリック入力のデータを取得するため、単語を全てひらがなとした。結果として、1 単語セットの文字数は平均 48 文字となった。ただし、バックスペースや打ち直した文字のデータも含まれている。

4.4 実験結果

取得した 7,680 回のフリックデータ (把持姿勢 10 種類 × 平均 48 文字 × 4 セッション × 実験協力者 4 名) から抽出した特徴量に対して、実験協力者ごとに 4 種類の機械学習手法を用いて 4 分割交差検定を行い、機械学習アルゴリズム別の識別精度を求めた。

識別精度の 4 人分の平均値を表 1 に示す。また、識別率が最も高かった実験協力者 D の RF の混同行列を表 2 に示す。初めに、10 種類の把持姿勢のうち、ユーザ姿勢が立位である場合の 5 種類と座位である場合の 5 種類をあらかじめ分別し、ユーザ姿勢別に識別を行った。結果、機械学習アルゴリズムは MLP の精度が最も高く、立位のみの場合には 91.9%、座位のみの場合には 91.2% の精度を得た。続いて、立

表 3. 特徴量の重要度：Weka の機能を用いて実験協力者別に RF を用いたときの特徴量について重要度を算出した結果の上位 8 つ（フリック入力に関係した特徴量に着色）。

Rank	A	B
1	フリック速度	フリック角度
2	Down タッチの x 座標	Down タッチの x 座標
3	フリック角度	Down タッチの y 座標
4	Down タッチの y 座標	フリック速度
5	Up タッチの y 座標	Up タッチの x 座標
6	加速度センサ z 軸の平均値	Up タッチの y 座標
7	Up タッチの x 座標	加速度センサ x 軸の分散値
8	加速度センサ x 軸の分散値	加速度センサ y 軸の分散値
Rank	C	D
1	フリック角度	フリック角度
2	Down タッチの y 座標	フリック速度
3	Down タッチの x 座標	Down タッチの y 座標
4	フリック速度	Up タッチの y 座標
5	Up タッチの x 座標	Down タッチの x 座標
6	Up タッチの y 座標	Up タッチの x 座標
7	加速度センサ x 軸の分散値	x, z 軸間相関係数
8	加速度センサ y 軸の分散値	加速度センサ z 軸の分散値

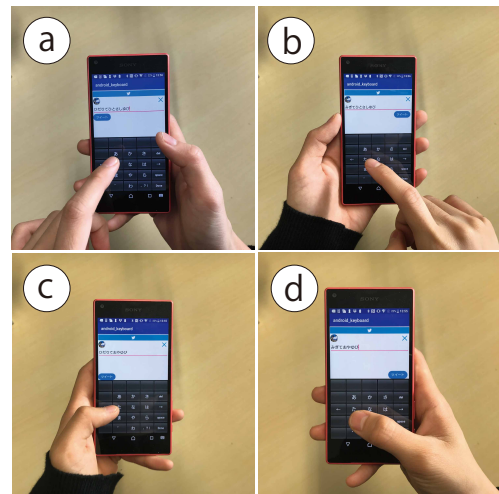


図 4. アプリケーション例：(a) 左手人差し指入力時、(b) 右手人差し指入力、(c) 左手親指入力、(d) 右手親指入力時

位と座位を含めた全 10 種類の把持姿勢について識別を行った。結果、RF の精度が最も高く、74.3%となった。また、ユーザ姿勢を区別せずに 5 種類の把持姿勢について識別を行った。結果、RF の精度が最も高く、90.7%となった。Weka の機能を用いて実験協力者別に RF を用いたときの特徴量の重要度を算出した（表 3）。

4.5 考察

実験協力者全員の結果についてフリック入力から得られる特徴量が重要度の上位を占めていることが分かる（表 3）。把持姿勢識別にフリック入力から得られる特徴量が重要であると言える。また、立位および座位のみのそれぞれ 5 種類ずつの結果と全ての把持姿勢を含めた 10 種類の結果より、立位と座位の識別が難しいことが分かる（表 2）。例えば、本来立位 a と識別されるべきフリックデータのうち 12% が座位 a と識別されている。気圧センサのデータを用いることにより、立位と座位による高さの変化を取得できる可能性があるが、今回はデータを取得する場所や天気による大気圧の変化に左右されないようにするため、気圧センサの変化量を特徴量として使用した。そのため、立位と座位の識別がしにくくなったと考えられる。

また混同行列に現れているように、両手親指入力と、右手親指入力および左手親指入力の結果が多く混同されている（特に立位 a と立位 e）。両手親指入力は、右手親指入力と左手親指入力の組み合わせであるため、特徴量のデータが似ていると考えられる。さらに、右利きの場合、両方の手にて端末を把持していても、右手を使って入力することが多いと推測される。そのため、右手親指入力が両手親指入

力として識別されることがあると考えられる。

実験協力者 D は女性であり、手が小さく端末を左手で把持することに慣れていなかった。そのため、バックスペースキーを押す際に端末を大きく傾ける必要があり、その結果左手親指入力の多くが右手親指入力と識別されたと言える（座位 b、立位 a および座位 a）。

ユーザ姿勢を区別せずに 5 種類の把持状態を識別した結果が、立位の 5 状態や座位の 5 状態識別とほぼ変わらない精度となった。これらから、把持状態の識別はユーザ姿勢に影響されずに行えていると言える。

5 アプリケーション例

アプリケーションとして、フリック入力から得られるセンサデータから把持姿勢を識別し、Twitter 投稿ボタンを動的に変更する、Twitter クライアントを作製した（図 4）。4 節の結果より、ユーザ姿勢および両手親指把持姿勢の識別が難しいことから、それらを除く 4 状態の把持姿勢識別をリアルタイムに行うこととした。1 入力行うたびに把持状態に応じて、画面上にあるボタンの位置が変化する。具体的には、親指入力であれば画面の下部、人差し指入力であれば画面の上部ボタンが配置される。さらに、右手の指で入力すると右側に、左手の指で入力すると左側にボタンが表示される。

6 議論と今後の課題

本研究では、モバイル端末に内蔵されている複数のセンサから取得したデータから特徴量を抽出し機械学習の教師データとして利用した。しかし、余分

な特徴量が含まれていることによる誤った学習や、教師データ数の過不足による過学習および未学習より、識別率が低下している可能性がある。識別に必要な特徴量の選定および、教師データ数の調整が必要となる。

また本研究では、1文字入力するたびに把持姿勢の識別を行った。今後は、識別に利用する文字数を変化させた場合、識別精度がどう変化するかを検証する。

今回はフリック入力に着目し、ひらがなのみを入力できるIMEを用いてデータを収集し、把持姿勢を識別した。実利用を考慮したIMEにするため、かな漢字変換機能を追加したときの把持姿勢識別も試みる。

7 まとめ

本稿では、フリック入力を用いたモバイル端末の把持姿勢識別を開発し、その実装方法を示した。文字を入力する際に、画面に指が触れてから離れるまでの間、モバイル端末に内蔵の加速度センサ、ジャイロセンサおよび気圧センサとタッチパネルのデータを取得した。内蔵センサから得られるデータを用いて83個の特徴量を抽出し、機械学習を用いて識別を行った。識別精度を示すために、4名の研究室内実験を行った。4種類の識別器を用いて、それぞれの識別精度を求めた結果、立位と座位を別々に識別する場合、MLPが最も高精度であった。また、立位と座位両方を識別する場合、RFが最も高精度であった。さらに、RFを用いたときの把持姿勢の識別にて使用した特徴量の重要度を算出した。フリック入力から得られる特徴量が重要度の上位を占めていることを示した。また、本手法を利用したアプリケーションとして、投稿ボタンを動的に変更するTwitterクライアントを示した。

参考文献

- [1] POBox Plus. <http://sonyselec.sonymobile.jp/ad/menu/poboxplus/index.php>.
- [2] Weka 3 - Data Mining with Open Source Machine Learning Software in Java. <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>.
- [3] D. Alonso-Ríos, D. Raneburger, R. Popp, H. Kaindl, and J. Falb. A User Study on Tailoring GUIs for Smartphones. In *Proceedings of the 29th Annual ACM Symposium on Applied Computing, SAC '14*, pp. 186–192, New York, NY, USA, 2014. ACM.
- [4] L.-P. Cheng, M. H. Lee, C.-Y. Wu, F.-I. Hsiao, Y.-T. Liu, H.-S. Liang, Y.-C. Chiu, M.-S. Lee, and M. Y. Chen. iRotateGrasp: Automatic Screen Rotation Based on Grasp of Mobile Devices. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '13*, pp. 3051–3054, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [5] M. Goel, J. Wobbrock, and S. Patel. GripSense: Using Built-in Sensors to Detect Hand Posture and Pressure on Commodity Mobile Phones. In *Proceedings of the 25th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, UIST '12*, pp. 545–554, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [6] T. Hagiya and T. Kato. HMM-Based Probabilistic Flick Keyboard Adaptable to Individual User. *Journal of Information Processing*, 22(2):410–416, 2014.
- [7] H.-J. Kim, S. Cha, R. C. Park, T.-J. Nam, W. Lee, and G. Lee. Mo-Bi: Contextual Mobile Interfaces Through Bimanual Posture Sensing with Wrist-Worn Devices. In *Proceedings of HCI Korea, HCIK '16*, pp. 94–99, South Korea, 2016. Hanbit Media, Inc.
- [8] H. Lim, G. An, Y. Cho, K. Lee, and B. Suh. WhichHand: Automatic Recognition of a Smartphone's Position in the Hand Using a Smartwatch. In *Proceedings of the 18th International Conference on Human-Computer Interaction with Mobile Devices and Services Adjunct, MobileHCI '16*, pp. 675–681, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [9] M. Ono, B. Shizuki, and J. Tanaka. Touch & Activate: Adding Interactivity to Existing Objects Using Active Acoustic Sensing. In *Proceedings of the 26th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, UIST '13*, pp. 31–40, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [10] 野口 杏奈, 志築 文太郎, 田中 二郎. 日本語フリック入力における感情識別の検討. 情報処理学会研究報告, 2012-HCI-148(15):1–8, May 2012.
- [11] 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, pp. 9–14, Mar. 2012.
- [12] 小川 剛史, 朴 燦鎬. ユーザの姿勢を考慮した携帯端末の把持姿勢認識に関する一検討. 情報処理学会論文誌 デジタルコンテンツ, 5(1):31–37, Feb. 2017.
- [13] 朴 燦鎬, 小川 剛史. 携帯端末の利用環境に依存しない端末把持姿勢認識手法. 情報処理学会論文誌 デジタルコンテンツ, 4(1):10–18, Feb. 2016.
- [14] 泉 将之, 佐村 俊治, 西村 治彦. フリック入力による日本語非定型文のキーストローク認証. 2013年度情報処理学会関西支部 支部大会 講演論文集, 8 pages, Sept. 2013.
- [15] 吉田 伸一, 小倉 加奈代, ベッド B. ビスタ, 高田 豊雄. スマートフォンにおけるキーストロークダイナミクスと行動特徴を組み合わせた個人認証手法の一検討. 第31回暗号と情報セキュリティシンポジウム, 2F4-1, 8 pages, Jan. 2014.
- [16] 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. 研究報告モバイルコンピューティングとユビキタス通信 (MBL), 2014(20):1–6, Mar. 2014.