

# 日本語フリック入力における感情識別の検討

野口 杏奈<sup>1,a)</sup> 志築 文太郎<sup>2</sup> 田中 二郎<sup>2</sup>

**概要:** 日常生活における感情を識別することを目標とし、スマートフォンにて日本語フリック入力を用いて、文字を入力する際の時刻及びタッチ点の座標などの情報のみを利用した感情識別を試みた。その準備として、Android 端末用の日本語フリック入力 IMF アプリケーションを実装してデータの収集を行い、タッチの持続時間及びタッチ間の移動時間などを特徴量として抽出した。それぞれの特徴量において決定木を作成して分類し、交差検定を用いて評価した結果、タッチの持続時間及びタッチ間の移動時間の特徴量とした際に「興奮」「悲しみ」「緊張」の感情に対し 67.1%~69.4%の識別精度を得た。

## A Study of Emotion Identification from Input Patterns using Japanese Flick Input Method

ANNA NOGUCHI <sup>1,a)</sup> BUNTAROU SHIZUKI<sup>2</sup> JIRO TANAKA<sup>2</sup>

**Abstract:** In this paper, we explain the possibility of identifying emotions of everyday life, by analyzing the time and coordinates of touch panel input. We used information such as touched/moved/released time of each flick input, and the coordinates of each touched/moved/released point. In preparation, we implemented Android IMF application of Japanese flick input method. We then conducted a field study where we collected participants' input patterns using Japanese flick input method and their emotional states. From this data, we extracted some features, such as touched duration time and finger's flight time between the touches. We created decision-tree classifiers using features, and used 10-fold validation to evaluate our models. As a result, we obtained accuracies ranging from 67.1% to 69.4% for excitement, sadness, and nervousness.

### 1. はじめに

コンピュータによる感情識別は、ユーザの感情をメッセージに組み込むことによりユーザの感情を自然に他者に対して表現することを可能とするなど、Computer-Mediated Communication (コンピュータを介したコミュニケーション) への応用が期待される。また、ユーザの日常生活における感情を常に識別可能となれば、日々の感情を記録して

いく感情カレンダーなど、ライフログへの応用も可能となる。このことから、本研究では日常生活における感情を識別することを目標とする。

コンピュータによる感情識別を扱う研究では、近年、キーボードやマウスなど身近な機器を利用して感情識別を実現する試みがなされている。例として、ユーザのキーボードにおける打鍵の速さやマウス操作におけるクリック頻度などを利用した研究 [1] や、また、キーストロークダイナミクスを利用した研究 [2,3] などが存在する。このような身近な機器を利用した感情識別の利点は、日常生活における感情を収集することが可能となるため、より実用的な感情識別が可能となることである。

そこで、本研究では、先行研究では使用されていない身近な機器を利用した感情識別として、タッチパネルを用い

<sup>1</sup> 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

Department of Computer Science, Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba

<sup>2</sup> 筑波大学システム情報系

Faculty of Engineering, Information and Systems, University of Tsukuba

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

ることとした。タッチパネルは近年のスマートフォンの普及により、我々に身近なものとなった。さらに、ユーザ自身の指で直接パネルに触れて操作することから、より人間の感情をその操作に反映しやすい機器と考える。そこで、先述したキーボードにおけるキーストロークダイナミクスを利用した研究 [2,3] を先行研究とし、その応用として、スマートフォンのタッチパネルにおける文字入力を利用した感情識別を行う。また、スマートフォンにおいて入力する言語は日本語、そして使用する入力手法はフリック入力とした。日本語の場合は、スライドさせる方向が母音 (50音の段) に対応している。以下本稿では、フリック入力によって日本語を入力することを日本語フリック入力と呼ぶ。

## 2. 関連研究

本節では、本研究に関連する従来研究として、身近な機器を用いた感情識別に取り組んだ研究を述べる。

福井ら [4] は、歩行運動における 3 軸の加速度情報の特徴量として用いて感情識別を行った。データの収集においては任天堂の Wii リモコンに搭載された単一加速度センサを使用し、被験者に中立、悲しみ、喜び、怒りの感情を込めて歩行するように指示した。なお、歩行の際に被験者には、ピッチに制限を設けず、不自然な動作をしない、センサの向きと装着するズボンのポケットの位置は統一するという条件を設けた。収集したデータを用いて、福井らが開発した感情識別システムと人による感情推定の比較実験を行った。結果として、福井らが開発した感情識別システムにおいて、人による感情推定と比べて高い識別率を得た。特に、悲しみに関しては高い識別が可能であった。

Zimmerman ら [1] は、感情識別のための特徴量として、ユーザの 1 分間のマウスのクリック頻度やクリックしてから離すまでの時間、キーボードにおける打鍵の速さなどを用いた。データの収集においてはオンラインショッピングのタスクを課した。また、Zimmerman らは感情の分類に次元論的アプローチを用いている。次元論的アプローチでは、誘発性と覚醒度の直交座標を用いて感情を分類する。誘発性は感情をポジティブとネガティブという基準を用いて表した指標であり、覚醒度は目が覚めている度合いであり、感情を高低により表す指標である。例えば、怒りは誘発性がネガティブかつ覚醒度が高い感情である。Zimmerman らは次元論的アプローチを用いて、感情を、誘発性がポジティブであり覚醒度が高い、誘発性がポジティブであり覚醒度が低い、誘発性がネガティブであり覚醒度が高い、誘発性がネガティブであり覚醒度が低い、中立の 5 種類とした。被験者の感情をタスク終了後に収集し、結果として、中立な感情と他の感情とでは著しい違いがあることを発見したが、起因された感情を互いに区別することはできなかった。

これらの研究は、感情識別を身近な機器を用いて行った点において本研究と共通している。しかしながら、扱う感

情が被験者の日常生活における感情ではないという点において異なる。本研究では、ユーザが日常生活において実際に感じた感情を扱う。この点において、被験者に想定させた感情をデータとして収集している福井らの研究と異なる。また、Zimmerman らの研究においては感情の分類において次元論的アプローチを用いている一方、本研究では、悲しみや喜びなど、言語的に感情を分類するカテゴリー的アプローチを用いる。

Vizer ら [5] は認知的及び身体的ストレスの検出を行うために、キーストロークと言語的特徴を特徴量として使用した。被験者がコンピュータを使用して自由に入力した文章からサポートベクタマシンや決定木など複数の機械学習を用いて識別を行っている。結果として、非ストレス状態と身体的なストレス状態では、「同意できる」「同意できない」の 2 段階において 62.5%、認知的ストレスでは 75% の識別精度を達成した。

Vizer らの研究は、身近な機器を用いた、文字入力における感情識別である点において本研究と共通性を見出すことができる。しかしながら、扱う感情が身体的ストレス及び認知的ストレスの 2 つのみである点と、特徴量として言語的特徴を使用している点において異なる。本研究において扱う感情は、先行研究 [2,3] と同じ 15 種類であり、また日本語フリック入力から得られる情報のみの特徴量として使用している。

## 3. 本研究のアプローチ及びデータ収集の流れ

本節では、本研究にて行った日本語フリック入力における感情識別の方法を述べる。1 節にて述べたように、本研究ではキーストロークダイナミクスを用いて感情識別を行う研究 [2,3] を先行研究とし、そのアプローチにならない日本語フリック入力における感情識別を行う。

本研究では、日常生活における感情を収集するために、Experience Sampling Method [6] の手法を用いた。Experience Sampling Method とは、Csikszentmihalyi らが開発した人間のリアルタイムな感情を記録し、データとして蓄積する手法である。

まず、日本語フリック入力のキーのフックを実現するために、Android 端末上にて動作する日本語フリック入力 IMF アプリケーションを実装し、使用する。ユーザが本アプリケーションを用いて文字を決定した際に、最後に文字を入力してから 1 時間以上が経過していた場合、本アプリケーションはユーザに 15 種類の感情についての質問画面を提示する。これは、Experience Sampling Method に基づいている。先行研究では、ユーザが一定以上の文字数を入力した場合などの条件が存在した。しかしながら、キーボードと比較して、スマートフォンにおいては文字を入力する機会が少ないこと、また入力する文字数も多くはないことから、本研究では経過時間のみを条件とした。ユーザ

は入力する文字を決定した直後に画面が切り替わることに  
より、感情データを収集する時間だと知らされる。先行研  
究と同じ 15 種類の各感情について尋ねるものである。ユー  
ザに尋ねる 15 種類の感情及び質問順序を表 1 に示す。

表 1 ユーザに尋ねた 15 種類の感情  
Table 1 The questionnaire about 15 emotions.

提示順	質問内容
1	「いらだっている」
2	「集中している」
3	「怒っている」
4	「幸せである」
5	「困惑している」
6	「安心である」
7	「ためらっている」
8	「ストレスを感じている」
9	「リラックスしている」
10	「興奮している」
11	「気が散っている」
12	「退屈している」
13	「悲しい」
14	「緊張している」
15	「疲れている」

ユーザは各感情について、「非常に同意できる」「同意でき  
る」「どちらともいえない」「同意できない」「全く同意でき  
ない」の 5 段階のリッカート尺度により回答する。ユーザ  
は、質問画面を提示された際に多忙であるなど、都合が悪い  
場合はデータ収集を中止することができる。

質問に回答した後、ユーザはシステムが提示した特定の  
文章の入力を行う。特定の文章を提示するために、日本語  
フリック入力 IMF アプリケーションを監視する特定文章  
提示アプリケーションを実装し、使用する。日本語フリッ  
ク入力 IMF アプリケーション同様、特定文章提示アプリ  
ケーションも Android 端末にて動作する。この特定の文章  
の提示は、ユーザが日常生活において自由に入力した文章  
だけでなく、特定の文章を入力した際のデータも取得する  
ために行われる。これは、先行研究において、ユーザの自  
由入力時よりも、特定文章入力時において高い識別精度を  
出したためである。提示する文章は日本語であり、これら  
は先行研究において用いられた提示文章の決定条件を基に  
決定した。ユーザが入力を終わると、画面はユーザに質問  
画面を提示する以前のものへと戻る。ユーザの視点からみ  
たデータ収集の流れを図 1 に示す。

次に、実装した 2 つのアプリケーションを用いてデー  
タの収集を行う。15 種類の感情についての質問への回答、及  
び特定文章の入力を 1 回分のデータとする。データ収集期  
間中、この流れを繰り返しデータを収集していく。

最後に、収集したデータから、特徴量を決定して抽出す  
る。抽出した特徴量を決定木を用いて分類し、交差検定に

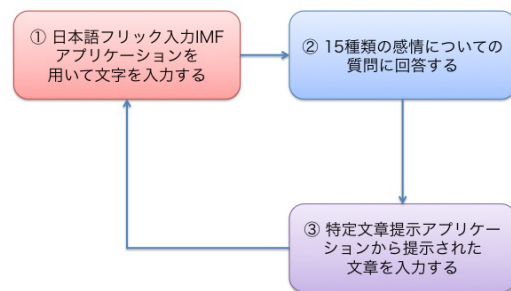


図 1 データ収集の流れ

Fig. 1 The flow of data collection.

て分類精度を求める。以上のアプローチをもって、日本語  
フリック入力における感情識別を行う。

#### 4. データ収集アプリケーションの実装及び データの収集

本節では、データ収集のために実装した 2 つのアプリ  
ケーション及び、それを用いたデータの収集について述  
べる。

##### 4.1 日本語フリック入力 IMF アプリケーションの実装

実装した日本語フリック入力 IMF アプリケーションの  
レイアウトを図 2 に示す。本アプリケーションはフリック  
入力を使用して日本語が入力可能であり、また一定時間経  
過後にユーザの感情について尋ねる機能を持つ。

	あ	か	さ	Del
←	た	にな	は	→
	ま	や	ら	-
	ゝ	わ	、。	Ente

図 2 日本語フリック入力 IMF アプリケーションのレイアウト

Fig. 2 The layout of Android IMF application of Japanese flick input method.

##### 4.1.1 日本語フリック入力機能

本アプリケーションにおいて、文字はタッチしたキーの  
中心座標、左上の頂点座標、及びタッチ点の座標の 3 つを  
用いて選択される。指をスライドさせ文字が選択された場  
合は白い矩形が表示される。矩形には、スライドにより選  
択された文字が描画されている。図 2 は、「な」行から指  
を左へスライドさせ、「に」の文字が選択された際の画面で

ある。

日本語フリック入力 IMF アプリケーションでは、ひらがな (50 音図に掲載された 48 音及び濁音、半濁音、撥音)、句読点、及び「!」「?」「-」の 3 種の記号が入力可能である。また、かな漢字変換には、Social IME かな漢字変換 API ver 0.02 \*1 を使用した。なお、ユーザのフリック入力のデータを収集するために、予測変換機能と長押し及び連続タップを用いて文字を入力する機能は提供しない。

日本語フリック入力において各キーに描画された「あ」の段以外の文字を入力する際は、キーをタッチした時 (Down)、離れた時 (Up) 以外に、指を上下左右へスライドしたことによる、Move イベントが発生する。よって、本アプリケーションは日本語フリック入力のデータとして以下の情報を取得可能とした。

- 日時 (ミリ秒単位)
- Down/Move/Up いずれかのイベント
- タッチしたキー
- 選択された文字
- タッチ点の座標 (pixel)

#### 4.1.2 ユーザの感情データの収集機能

3 節にて述べたように、実装した日本語フリック入力 IMF アプリケーションは、ユーザが文字を決定した時に、最後に文字を入力してから 1 時間以上が経過していた場合、ユーザに図 3 に示す画面を提示し、その時の感情を尋ねる。

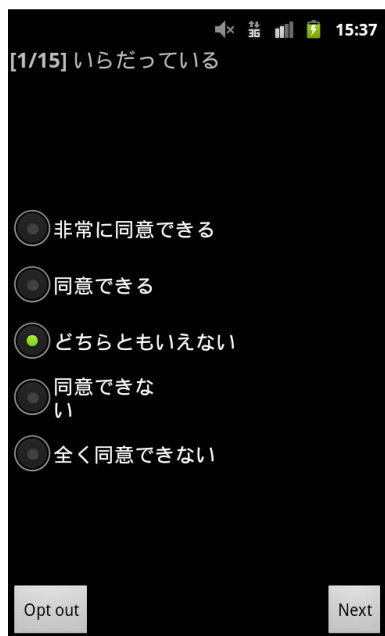


図 3 ユーザに提示する 5 段階のリッカート尺度  
Fig. 3 5-point Likert scale presented to a user.

感情は、3 節にて述べた全 15 種類である。ユーザは各感情に対して 5 段階のリッカート尺度を用いて回答する。

\*1 <http://www.social-ime.com/api.html>

#### 4.2 特定文章提示アプリケーションの実装

ユーザの感情データの収集を終えた後、ユーザが特定の文章を入力した際のデータも収集するために、日本語フリック入力 IMF アプリケーションとは別に、文章を提示し、ユーザにその文章を入力させる特定文章提示アプリケーションを実装した。アプリケーションの外観を図 4 に示す。提示画面には特定文章の下にテキストボックスが用意され、ユーザに提示した文章を入力させる。特定文章提示アプリケーションは、ユーザに文章を提示する機能のみを持ち、データを収集するのはあくまでも日本語フリック入力 IMF アプリケーションである。図 4 は、提示された特定文章を日本語フリック入力 IMF アプリケーションを用いて入力する様子である。

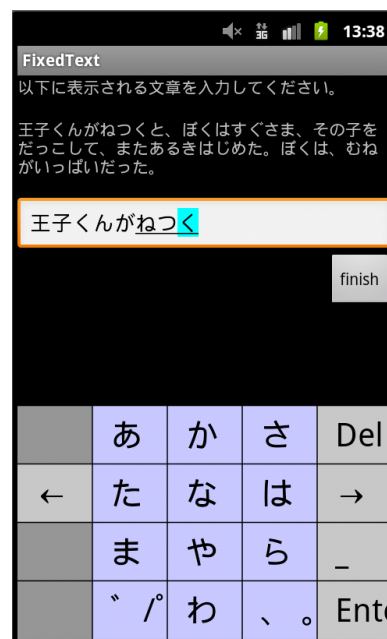


図 4 特定文章提示アプリケーション  
Fig. 4 Fixed text presentation application.

ユーザがスマートフォンを使用している時、本アプリケーションは常にバックグラウンドにて動作し日本語フリック入力 IMF アプリケーションを監視する。ユーザが日本語フリック入力 IMF アプリケーションにおいて 15 種類の感情についての質問に回答した直後に特定文章提示アプリケーションは起動される。特定文章提示アプリケーションがユーザに提示する文章は、青空文庫のアントワヌ・ド・サン＝テグジュペリ著、大久保ゆう訳の『あのときの王子くん (原題:LE PETIT PRINCE)』\*2より抜粋した。提示する文章の決定条件は以下の 2 つとした。

- 平易な文の構造を持ち、また日常生活において使用頻度の低い単語があまりないこと
  - 文中に用いられる漢字は常用漢字のみであること
- アプリケーションが 1 度にユーザに提示する文章は 40～

\*2 [http://www.alz.jp/221b/aozora/le\\_petit\\_prince.html](http://www.alz.jp/221b/aozora/le_petit_prince.html)

表 2 使用した 11 種類の特徴量  
Table 2 11 features with descriptions.

Code	説明
2G_1D2U	2 文字間において、最初のキーが押されてから、2 番目のキーが押されるまでの時間
2G_1D1U	2 文字間において、最初のキーが押されてから、離されるまでの時間
2G_1U2D	2 文字間において、最初のキーが離されてから、2 番目のキーが押されるまでの時間
2G_2D2U	2 文字間において、2 番目のキーが押されてから、2 番目のキーが押されるまでの時間
2G_NumEvent	2 文字間において、起きたイベントの数
3G_1D2D	3 文字間において、最初のキーが押されてから、2 つの目のキーが押されるまでの時間
3G_2D3D	3 文字間において、2 番目のキーが押されてから、最後の目のキーが押されるまでの時間
3G_2U3D	3 文字間において、2 番目のキーが離されてから、最後のキーが押されるまでの時間
3G_3D3U	3 文字間において、最後のキーが押されてから、離されるまでの時間
3G_1D3U	3 文字間において、最初のキーが押されてから、最後のキーが離されるまでの時間
3G_NumEvent	3 文字間において、起きたイベントの数

60 字の平均 51.5 字である。これらの文章を 1 セットとし、合計 64 セットを作成した。

### 4.3 データ収集

実装した 2 つのアプリケーションを用いて、日常生活における日本語フリック入力のデータ収集を行った。データ収集は参加者が普段使用しているスマートフォンに 2 つのアプリケーションをインストールして行った。データ収集は 2012 年 1 月 10 日から 16 日にかけて行い、参加者は平均 6.67 日間参加した。本研究は特徴量として日本語フリック入力の情報を使用するため、日常的に日本語を使用する人を募集した。その結果、参加者は 21 歳から 24 歳の日本人大学生 9 名となり、うち 2 名が男性であった。期間中、参加者の行動に制限はなく、日常生活において、スマートフォンにて文字を入力する際に日本語フリック入力 IMF アプリケーションを使用してもらった。

## 5. 特徴量抽出と分類

先行研究を基として、収集したデータから特徴量の抽出を行い、各感情における参加者の回答をラベル付けしたデータへと変換した。

3 節にて前述したように、本研究では、参加者から 15 種類の感情を 5 段階にて収集した。その際、幸福や怒りなどの感情の種類によっては、参加者は「非常に同意できる」「全く同意できない」の極端な選択肢を避けたため、偏りが生じた。そこで、「非常に同意できる」を「同意できる」に、「全く同意できない」を「同意できない」にまとめ、各感情を「同意できる」「どちらともいえない」「同意できない」の 3 段階とした分類も行うことにした。また、3 段階にまとめたものから「どちらともいえない」を抜いた、「同意できる」「同意できない」の 2 段階における分類も行うことにした。

さらに、一部の参加者は感情によっては同じ選択肢を回答し続けたために、回答数に偏りが生じたため、under-

sampling [7] を用いて偏りを除外した。under-sampling とは、最も数の少ない回答数に合わせるために、回答数の多い回答をランダムに取り除く手法である。

特徴量には、まず初めに、スライド速度及び選択された文字の方向を用いた。これは、15 種類の感情と指の動きの関係性を考えたところ、怒りやストレスを感じた時や興奮している時、ユーザは指を速くスライドさせるのではないかと考えたためである。しかしながら、図 5 に示すように、15 種類の各感情における精度は全て同程度であった。各段階における決定木の分類精度は、5 段階では平均 27.8%、3 段階では平均 38.7%、2 段階では 55.3% であり、全て有意な結果とはならなかった。

そのため、次に、表 2 に示すように、先行研究を基としたタッチの持続時間及びタッチ間の移動時間などを特徴量として用いた。タッチの持続時間とは、ユーザがあるキーをタッチしてからそのキーを離すまでの時間である。タッチ間の移動時間とは、ユーザがあるキーを離してから次のキーをタッチするまでの時間である。ユーザが指をスライドした際は、移動した距離やスライドにかけた時間により 1 文字の選択における Move イベントの回数が異なる。そこで、各 2 文字、3 文字間において発生したイベントの数を数え、これも特徴量とした。また、特徴量は連続で入力された全ての 2 文字、3 文字間において抽出した。

ユーザがスマートフォンの操作を止めた時など、文字の入力が途中で中断した際に生じる外れ値をデータより取り除いた。具体的には、9 名の参加者ごとに各特徴量に対する平均と標準偏差を計算し、標準偏差の 12 倍以上となった場合外れ値として除外した。また、Hall [8] の、correlation-based feature subset attribute selection method を使用し、それぞれの感情において相関性の高い特徴量を 11 種類の特徴量から選択した。

それぞれの特徴量において、決定木を用いて分類し、10 分割の交差検定にて分類精度を求めた。なお、平均 6.67 日間の調査にて、参加者 9 名がデータを収集した回数は最低

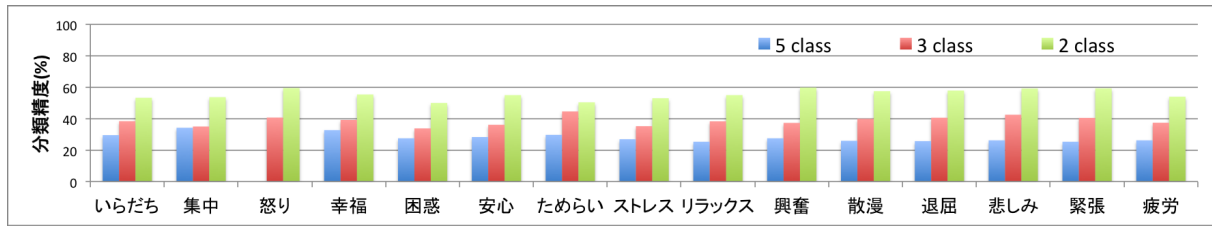


図 5 スライド速度及び選択された文字の方向を特徴量とした際の識別結果  
Fig. 5 The result of the classification whose features are slide speed and direction of the selected character.

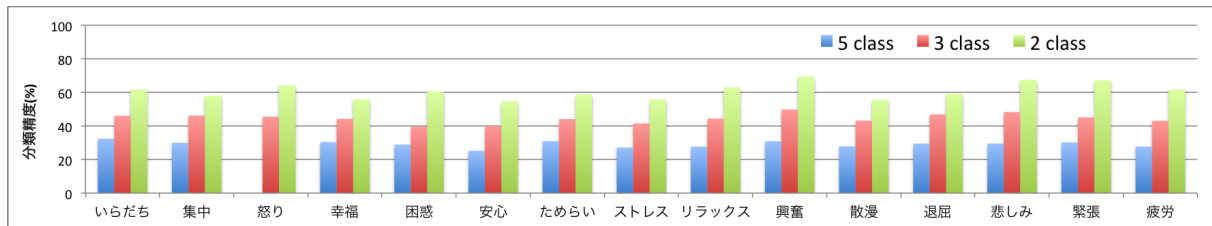


図 6 タッチの持続時間及びタッチ間の移動時間などを特徴量とした際の識別結果  
Fig. 6 The result of the classification whose features are touched duration time, finger's flight time between the touches, and so on.

2回, 最高 22 回の合計 82 回 (平均 9.1 回) であった. 収集したデータの数が少ないため, 参加者全体のデータを統合した場合における決定木を作成した. この際, 各感情における 5 段階, 3 段階, 2 段階の回答は決定木の分類においては目的変数となった. また, 決定木の作成及び分類精度の検証にはオープンソースのデータマイニングツールである Weka [9] を使用した. 決定木を作成するのに用いたアルゴリズムは C4.5 である.

結果として, 最も分類精度が高かったのは 2 段階の決定木であった. 15 種類の各感情における決定木の分類精度を図 6 に示す. 分類精度が 65.0% を超えたものは「興奮」(69.4%) 「悲しみ」(67.5%) 「緊張」(67.1%) の 3 つであった. また, 3 段階の決定木の精度だけを比べても, 「興奮」及び「悲しみ」は他の感情と比べわずかに高い精度となっている. 「興奮」「悲しみ」「緊張」の感情においてそれぞれ特徴量選択を行った結果を表 3 に示す. 表 3 において, 「興奮」「悲しみ」「緊張」の各列において○印が付けられている行の Code が選択された特徴量を表す. 2G\_1D1U, 2G\_2D2U, 3G\_2D3D, 3G\_3D3U 及び 3G\_1D3U は 3 つの感情全てにおいて選択された.

## 6. 議論

本節では, 5 節に述べた特徴量抽出と決定木を用いて分類について議論する. また, 本研究における今後の展望を述べる.

本研究では, 日本語フリック入力における感情識別の特徴量として, 初めにスライド速度及び選択された文字の方向, 次にタッチの持続時間及びタッチ間の移動時間に着目した. 結果として, スライド速度及び選択された文字の方

表 3 「興奮」「悲しみ」「緊張」において選択された特徴量  
Table 3 Features selected for excitement, sadness, and nervousness.

Code	「興奮」	「悲しみ」	「緊張」
2G_1D2U		○	○
2G_1D1U	○	○	○
2G_1U2D	○	○	
2G_2D2U	○	○	○
2G_NumEvent			
3G_1D2D	○		
3G_2D3D	○	○	○
3G_2U3D	○	○	
3G_3D3U	○	○	○
3G_1D3U	○	○	○
3G_NumEvent			

向を特徴量として用いた際には各感情において有意でない識別結果となったが, タッチの持続時間及びタッチ間の移動時間を特徴量として用いた際は, 2 段階において「興奮」「悲しみ」「緊張」の感情に対して 67.1%~69.4% の精度を得た. 67.1%~69.4% の精度は, 感情識別の精度として十分に高いとは言えない. しかしながら, ある程度の傾向は認められ, 日本語フリック入力における感情識別を実現するための特徴量として可能性が認められる. また, 特徴量選択の結果において, 選択された特徴量は先行研究とは異なる結果となった. 例えば, 本研究では「悲しみ」において, 3 文字間において, 2 番目のキーが離されてから最後のキーが押されるまでの時間である 3G\_2D3D などの特徴量が選択されたが, 先行研究においては「悲しみ」において 3 文字間の特徴量は選択されなかった. この理由として, 先行研究ではキーボードを用いて英語を入力したのに

対し、本研究ではスマートフォンを用いて日本語を入力したことがあげられる。キーボードにおいては通常、両手の指を用いて入力するのに対し、スマートフォンにおいては片手で端末を持ち1本の指を用いて入力するケースが多いため、キーボードにおけるキー間の移動時間とタッチ間の移動時間において違いが現れると考えられる。

そのため、識別精度向上のために、現在のタッチの持続時間及びタッチ間の移動時間を基としたより効果的な特徴量の検討が必要である。具体的には、本研究の分析においては全ての2文字、3文字間において特徴量を抽出したが、先行研究 [2,3] のように特定の2文字、3文字間においてタッチの持続時間及びタッチ間の移動時間の特徴量を抽出することなどを検討している。

また、スライド速度及び選択された文字の方向を特徴量にした場合においても、精度の向上を目指す。そのため、様々な特徴量との組み合わせや新たな特徴量を用いる。本研究では特徴量として、指をスライドさせた方向ではなく選択された文字より上下左右を判定した方向を用いている。そこで、特徴量をスライド速度及びスライド方向とすることを検討していく。また、ユーザが上下左右の4方向のみに指をスライドしたと認識していても、実際には斜めの方向にスライドしている場合がある。このことから、ユーザがスライドしたと認識している方向と実際にスライドした方向のなす角をずれの角度とし、新たな特徴量として検討している。さらに、スライド速度だけではなく、加速度にも着目している。

本論文においては参加者9名の平均6.67日間のみデータを使用したため、データ量が少ないという問題点があった。しかし、今回のデータ収集及び調査に参加した9名の一部は、現在も実装したアプリケーションを継続して使用し、データ収集に協力している。それに加えて、新たに人数を増やし、また調査期間も十分に設けることでデータを増やすことが可能となる。1人1人の参加者から十分なデータが収集できたならば、個人毎の決定木を作成することによって感情の識別精度を改善することが可能であると考えられる。例えば、ストレスを感じた時に、速く指をスライドさせる者や、入力の途中で指が止まる回数が増加する者もいるだろう。このような個人による特徴的な違いが識別可能となれば、より良い決定木が作成可能である。

本研究の最終目標は日常生活においてユーザが日本語フリック入力を使用して自由に文字を入力した際の感情識別を可能にすることである。しかしながら、実装した日本語フリック入力 IMF アプリケーションでは日本語の入力のみが可能であったため、参加者が英数字を入力するために IMF アプリケーションを変更し、そのまま元に戻すのを忘れていたという例があった。そのため、自由入力時のデータは、参加者全員のデータを統合しても十分に集まらず、分類することができなかった。このことから、日本語

フリック入力において英数字も入力可能とするか、もしくは参加者が普段から使用している日本語フリック入力 IMF アプリケーションにおいてキーのフックを可能にする必要があると考えている。

また、本研究では先行研究にならぬ、C4.5 を用いて決定木を作成したが、決定木の作成アルゴリズムの変更や、サポートベクタマシンなど他の機械学習の使用も検討している。

## 7. おわりに

本研究では、日常生活における感情を識別することを目標とし、日本語フリック入力における感情識別の検討を行った。タッチの持続時間及びタッチ間の移動時間の特徴量とし、15種類の各感情において決定木を用いて分類した。

ユーザの感情データと日本語フリック入力のデータを収集するために、一定時間経過後にユーザの感情を尋ねる日本語フリック入力 IMF アプリケーションを実装した。また、ユーザが特定の文章を入力した際のデータを収集するために、特定文章提示アプリケーションも実装し、2つのアプリケーションを用いてデータの収集及び調査を行った。

収集したデータから日本語フリック入力における感情識別の特徴量として、初めにスライド速度及び選択された文字の方向を使用した。しかしながら、結果として15種類全ての感情において識別精度は有意でなかった。そこで次に、新たな特徴量としてタッチの持続時間及びタッチ間の移動時間を使用し、再度決定木を作成して分類を行った。結果として「同意できる」「同意できない」の2段階の分類において、15種類の感情のうち「興奮」「悲しみ」「緊張」に対して67.1%~69.4%の識別精度を得た。この数値は感情識別の精度として決して高いものではないが、傾向があると言え、日本語フリック入力における感情識別の特徴量として可能性を示した。

今後の課題は感情識別の精度を上げることである。そのためには双方の特徴量において、より効果的な特徴量の検討が必要である。例えば、スライド速度及び選択された文字の方向においては、速度だけでなく加速度などにも着目した特徴量を検討している。また、タッチの持続時間及びタッチ間の移動時間においては、特定の文字列と組み合わせることを検討している。さらに、データ量を十分に確保することにより、個人毎の決定木の作成や、参加者の日常生活において自由に入力した文章から特徴量を抽出し、その際の決定木の作成も行う。

## 参考文献

- [1] Philippe Zimmermann, Sissel Guttormsen, Brigitta Danuser, and Patrick Gomez. Affective computing—a rationale for measuring mood with mouse and keyboard. *International Journal of Occupational Safety and Ergonomics*, Vol. 9, pp. 539–551, 2003.

- [2] Clayton Epp, Michael Lippold, and Regan L. Mandryk. Identifying emotional states using keystroke dynamics. In *Proceedings of the 2011 annual conference on Human factors in computing systems*, CHI '11, pp. 715–724, 2011.
- [3] Clayton Epp. Identifying emotional states through keystroke dynamics. Master's thesis, University of Saskatchewan, Saskatoon, Saskatchewan, Canada, 2010.
- [4] 福井博章, 田村宏樹, 田中寿, 淡野公一. 単一加速度センサを用いた感情識別. 電子情報通信学会技術研究報告. CAS, 回路とシステム, Vol. 108, No. 388, pp. 109-114, 2009.
- [5] Rosalind W. Picard. *Affective computing*. MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1997.
- [6] Joel M. Hektner, Jennifer A. Schmidt, and Mihaly Csikszentmihalyi. *Experience Sampling Method: Measuring the Quality of Everyday Life*. Sage Publications Inc, 2007.
- [7] Drummond Chris and C. Holte Robert. C4.5, class imbalance, and cost sensitivity: Why under-sampling beats over-sampling. In *Proceedings of the ICML'03 Workshop on Learning from Imbalanced Data Sets*, pp. 1–8, 2003.
- [8] Mark A. Hall. *Correlation-based Feature Subset Selection for Machine Learning*. PhD thesis, University of Waikato, Hamilton, New Zealand, 1998.
- [9] Ian H. Witten and Eibe Frank. *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques, Second Edition (Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems)*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, 2005.