

人体を伝送路としたアクティブ音響センシングによる ハンドジェスチャおよび肌上へのタッチの認識

横田 智大^{1,a)} 橋田 朋子¹

受付日 2017年4月21日, 採録日 2017年11月7日

概要: 本研究では, ハンドジェスチャと肌上へのタッチをともに認識することで, ユーザの腕を多様な入力可能なインタフェースとする. 従来研究では, ジェスチャとタッチのいずれか一方のみを認識しているものが多く, 2つの動作をともに扱った研究はほとんどない. 我々はアクティブ音響センシングの手法を用いることで, シンプルなセンサの構成を持った共通のシステムにより, ハンドジェスチャと肌上へのタッチを実時間でともに認識可能とする. 実装したシステムについて, まずハンドジェスチャ, 前腕の肌上へのタッチ, 手の甲の肌上へのタッチの各認識を個別に評価した予備実験の結果を報告する. 次に, ハンドジェスチャと前腕の肌上へのタッチを組み合わせた動作を認識し, その評価を行った実験の結果を報告する. その結果をもとに, ハンドジェスチャと肌上へのタッチ, そしてそれらを組み合わせた動作を1つのシステムで認識する手法として, 複数の識別モデルを条件に応じて切り替えながら用いるアルゴリズムを提案する. 最後に, そのシステムを利用したアプリケーションの例を紹介する.

キーワード: ハンドジェスチャ, 肌上へのタッチ, アクティブ音響センシング

Recognition of Hand Gestures, On-body Touches and a Combination of Both by Active Acoustic Sensing through the Human Body

TOMOHIRO YOKOTA^{1,a)} TOMOKO HASHIDA¹

Received: April 21, 2017, Accepted: November 7, 2017

Abstract: In this study, an interface that allows the user to input various commands via their hand and arm—by hand gestures and touching on the arm or back of the hand—is proposed and experimentally demonstrated. In the majority of previous studies, either gestures or touches are recognized; in other words, recognizing both actions simultaneously has hardly been studied. By utilizing a method called “active acoustic sensing,” we have devised a recognition system composed of simple sensors that can recognize both hand gestures and on-body touches in real time. We report recognition rates of hand gestures, finger touches on the forearm, and touches on the back of the hand according to the results of a preliminary evaluation of the experimentally implemented system. Furthermore, we report a recognition rate of an action combining hand gesture and touches on the forearm. Finally, an algorithm using the plural recognition models for recognizing hand gestures, on-body touches, and a combination of both actions with a single system was formulated, and examples of applications using the system are described.

Keywords: hand gesture, on-body touch, active acoustic sensing

1. はじめに

身の回りの電化製品やウェアラブルデバイスを操作するための手段として, 人間の身体, 特に前腕や手を入力イン

タフェースとする研究がさかんに行われている. 腕から先は身体の中でも特に自由度が高く, 人間にとって動かし慣れている部位である. 加えて, 身体を介して行う入力には触覚によるフィードバックがともなうため, 操作感のある入力が可能になる. これらの理由から, 人間の前腕や手は, 対象とのインタラクションを行うプラットフォームとして非常に適しているといえる.

¹ 早稲田大学
Waseda University, Shinjuku, Tokyo 169-8555, Japan
^{a)} t-yokota@akane.waseda.jp

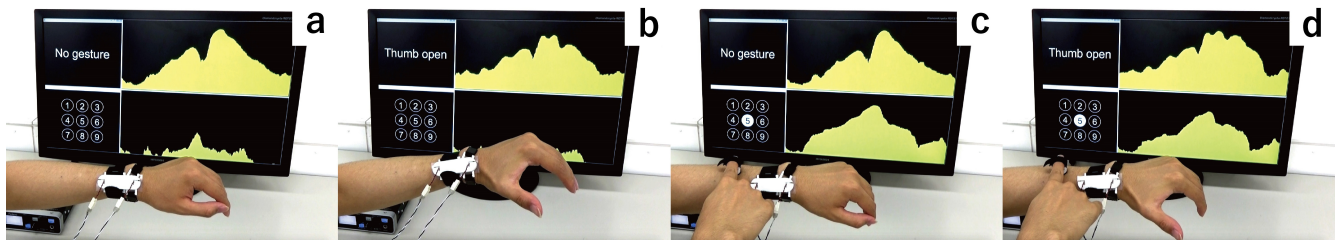


図 1 (a) 動作なし, (b) ハンドジェスチャの認識, (c) 肌上へのタッチの認識, (d) ハンドジェスチャとタッチを組み合わせた動作の認識

Fig. 1 (a) No action, (b) hand gesture recognition, (c) on-body touch recognition and (d) combined recognition.

前腕や手を入力インタフェースとする研究には、大きく 2 つのアプローチが存在している。その 1 つが、人間の手首や指の動きを認識し、片手のハンドジェスチャによって対象への入力を行うアプローチである。もう 1 つが、肌に触れる指先の位置をトラッキングし、前腕や手の甲の肌をタッチインタフェースとすることで対象への入力を行うアプローチである。先行研究ではこれらのアプローチのいずれか一方のみを扱ったものが多く、2 つをとともに扱った研究はほとんど行われていない。一方で、これら 2 つの入力手法がともに実現されると、シチュエーションに応じて適した入力手法に選択的に切り替えることができるようになる。また、2 つの入力を互いに組み合わせた、よりバリエーションが豊かな入力の実現が期待される。

このような背景に対して本論文では、片手のハンドジェスチャと、前腕や手の甲の肌上へのタッチの動作を実時間で同時に認識可能とし、それらの組合せによる多様な入力を実現することを目的とする。そのための有効な手法として、我々はアクティブ音響センシングに着目した検討を進めてきた [17], [21]。アクティブ音響センシングは、対象とした物体を媒質として特定周波数の音響信号を送受信し、その信号の周波数応答を観察する手法である。この周波数応答には物体の振動特性が表れるため、その特徴を学習することで、物体の状態（材質・形状・境界条件）を認識することが可能になる。本研究では、人間の腕に対して超音波を印加することでアクティブ音響センシングを行う。そこで得られた特徴量を機械学習することにより、ハンドジェスチャとタッチをとともに認識可能なシステム（図 1）を提案する。

本論文では、まず提案システムの設計方針および実装の詳細について述べる。次に提案システムの有効性を評価するため、ハンドジェスチャと前腕の肌上へのタッチ、そして手の甲の肌上へのタッチの認識率を個別に調べた予備実験の結果を報告する。その後、ハンドジェスチャと前腕の肌上へのタッチを組み合わせた動作を行い、その認識率を調べた実験の結果を報告する。この実験の結果より、ハンドジェスチャと肌上へのタッチ、そしてそれらを組み合わせた動作を 1 つのシステムによって認識するための手法と

して、複数の識別モデルを条件に応じて切り替えながら用いるアルゴリズムを提案する。最後に、組合せの動作を利用したアプリケーションの例を紹介する。

2. 関連研究

2.1 ハンドジェスチャとタッチのいずれかを認識する研究

ハンドジェスチャの認識を行う研究においては、手首に複数のセンサを配置することで多次元の特徴量を収集し、複雑な手の動きを認識する手法が多く提案されている。Rekimoto の GestureWrist は、複数の電極を手首に配置して静電容量センシングを行い、手首の変形を取得することでハンドジェスチャを認識している [15]。Dementyev らの WristFlex は、複数の圧センサを手首に周回させている [3]。Fukui らの研究および Gong らの WristWhirl は、複数のフォトリフレクタを手首に周回させている [4], [5]。Zhang らの Tomo も複数の電極を手首に配置しており、こちらは電気インピーダンストモグラフィという手法によって認識を行っている [18]。

肌上へのタッチの認識を行う研究においても、様々な認識手法が提案されている。Harrison らの Skinput は、パッシブ音響センシングにより肌上のタップ位置の認識を行っている [8]。Zhang らの SkinTrack は、人体に流れる交流信号の位相差を検出することで、肌に触れた指（信号源）の位置を認識している [19]。そのほかにも、腕時計型デバイスの側面に距離計測センサを配置する手法 [11], [13] や、フォトリフレクタアレイを腕に巻くことで肌の変形を検出する手法 [14]、深度カメラを用いる手法 [7] 等が提案されている。

これらの事例は、ハンドジェスチャあるいは肌上へのタッチのいずれか一方のみを認識の対象としており、2 つの動作をとともに認識することに言及しているものはない。

2.2 ハンドジェスチャとタッチをとともに認識する研究

ハンドジェスチャと肌上へのタッチのいずれか一方のみを認識する手法が多く提案される中で、これら 2 つの動作をとともに認識することが可能な手法も提案され始めている。

手首にセンサを配置して 2 つの動作の認識を行う研究

として、複数の電極を用いて手首の周辺に電場を形成し、その変化をセンシングする Zhou らの AuraSense があげられる [20]. また、スマートウォッチに搭載された加速度センサを元々のサンプリング周波数よりも高速に駆動させることで、ユーザの動作に由来した生体音響をセンシングする Laput らの ViBand があげられる [10]. Chan らの CyclopsRing は、魚眼カメラを指の間に取り付けて手の内側を撮影することで、指を用いたジェスチャと手の平上での描画を認識している [1].

これらの事例は、ハンドジェスチャと肌上へのタッチの2つの動作をともに認識の対象としているが、それらの動作を実時間で同時に認識可能としているものではない。そのため、2つの動作を組み合わせた新たな動作への言及もされていない。

2.3 人体においてアクティブ音響センシングを行う研究

アクティブ音響センシングの手法を用いて人体をインタフェースとする研究では、これまでユーザの行動認識やハンドジェスチャの認識、あるいは肌上へのタッチの認識がそれぞれ別個に行われてきている。

Watanabe らは、腕や足に1組のトランスミッタとレシーバを配置し、掃引超音波を送受信することで、人間の日常生活を想定した様々な行動の認識を行っている [16]. Kato らは、手首の尺骨と橈骨にあたる部分にトランスミッタとレシーバをそれぞれ配置し、掃引信号を送受信することで手の姿勢を認識している [9]. また、Mujibiyi らの The sound of touch は、複数のトランスミッタから周波数が異なる超音波を人体に印加する。指に装着したレシーバを肌に当てることでそれらの信号を受信し、肌上におけるレシーバの位置をタッチ位置として認識している [12].

これらの事例に対して本論文は、ハンドジェスチャと肌上へのタッチをともに認識するためにアクティブ音響センシングを用いる点が異なる。

3. 人体を伝送路としたアクティブ音響センシングによるハンドジェスチャおよびタッチの認識

3.1 設計方針

本研究はアクティブ音響センシングによって、ユーザの多様な片手のハンドジェスチャと、肌上の複数の点へのタッチ、そしてそれらを組み合わせた動作の認識を行う。ジェスチャとタッチを共通のシステムによって実時間で同時に認識する際には、各動作の認識を少数のセンサによって行い、全体のセンサ構成が複雑になるのを避けること、また各認識を同一の信号処理によって行うことが重要である。これを実現するアクティブ音響センシングのシステムについて、以下の設計方針を定めた。

(1) 周波数を掃引させた超音波を送受信することで、少数

のセンサにおいて多くの次元の特徴を扱う。

(2) 防滴型の超音波センサを人体に配置することで、効率良く人体を介した音響信号の送受信を行う。

(3) トランスミッタ1つに対してハンドジェスチャ認識用のレシーバ1つ、タッチ認識用レシーバ1つという最少のセンサ構成によって音響信号を送受信する。

以上の設計方針に基づいたシステムでは、ハンドジェスチャを行う手首の関節部分と、タッチの動きをする指の腹にそれぞれレシーバを配置する。トランスミッタは、手首のレシーバ付近に配置する。トランスミッタを駆動させることでユーザの腕に掃引超音波を印加し、各レシーバによってその信号を受信する。得られた周波数特性を機械学習することで、ユーザのハンドジェスチャと肌上へのタッチ、そしてそれらを組み合わせた動作の認識を行う。ここで示したシステムの設計について、以下でその詳細を説明する。

3.2 掃引超音波の印加

本システムでは、周波数を掃引させた音響信号を人体に印加する。掃引範囲は 20 kHz から 40 kHz とし、超音波を扱うものとした。周波数が一定の音響信号をセンサ間で送受信し、受信信号の解析を行うと、その信号の周波数スペクトルには1つのピークが表れる。スペクトルの強度を特徴量として機械学習を行う場合、この信号からは1次元の特徴量しか得ることができない。そこで、周波数を一定期間に連続的に変化させた信号を送受信すると、より広い周波数帯域のスペクトルの強度を得ることが可能になる。この信号の操作を、周波数の掃引と呼ぶ。信号の周波数を掃引させることで、少数のセンサ間でも多次元の特徴量を扱うことができるようになる。本システムでは掃引範囲を 20 kHz から 40 kHz の可聴域外（超音波）とした。これによって、送受信する信号がユーザの耳に聞こえてしまうことを防ぐと同時に、信号が環境雑音から受ける影響を少なくした。

3.3 防滴型超音波センサの利用

超音波の送受信には、アルミケースで覆われた送受信兼用の防滴型超音波センサを用いる。超音波センサには開放型と防滴型（密閉型）の2種類が存在する。防滴型のセンサとは、円筒型の金属ケースの底面に内側から圧電素子を貼りあわせ、開口部には樹脂を充填したものを指す。防滴型のセンサは開放型とは異なり、ケース自体が振動することで超音波が入出力される。本研究では人体を介して超音波を送受信するため、先行事例 [12] を参考に防滴型のセンサを選択した。これにより、センサの振動する面を直接肌に押し当て、効率的な超音波の送受信を行うことができる。

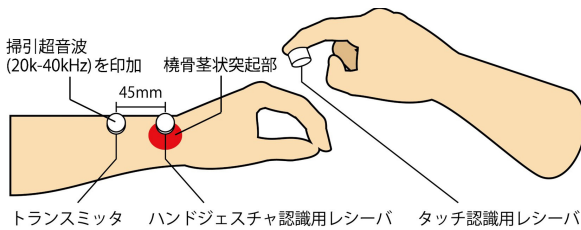


図 2 センサの配置

Fig. 2 Position of sensors.

3.4 認識のためのレシーバの配置

本システムにおいて、トランスミッタは入力インタフェースとする腕（ハンドジェスチャを行い、またタッチインタフェースとなる腕）の手首に1つ配置する．それに対してレシーバは、ハンドジェスチャを行う手首の関節部分と、タッチの動きを行う指の腹にそれぞれ1つずつ配置する．トランスミッタによってインタフェースとする腕全体に超音波を伝播させ、その超音波を2つのレシーバそれぞれによって受信する．ここで示したセンサの配置を図2に示す．

ハンドジェスチャの認識に用いるレシーバは、インタフェースとする腕の橈骨茎状突起付近に振動面を押し当てて配置する．このときトランスミッタは、このレシーバより約45mm離れた手首の肌上に配置する．これら2つのセンサ間で、人体を伝送路とした超音波の送受信を行う．この状態で手首を動かすと、その動きによって手首の筋や関節の振動特性が変化し、手首を伝播する超音波の周波数特性が変化する．この変化を学習することで、ユーザのハンドジェスチャを認識することができる．橈骨茎状突起付近は、手首や指（特に親指）の動きに対する周波数特性の変化が特に顕著である．そのため、1対のトランスミッタとレシーバによる多様な手の動きの認識が実現できる．上述したトランスミッタとレシーバの間隔は、センサデバイスの装着位置から橈骨茎状突起までの間隔に準じて決定した．センサデバイスに関しては4.1.1項で詳しく述べる．

肌上へのタッチの認識に用いるレシーバは、タッチの動きを行う指の腹に、振動面を外側に向けた状態で固定する．このレシーバの振動面をインタフェースとする前腕や手の甲の肌上に押し当てると、その部位に伝播している超音波を受信することができる．ここで、人体の造りは一様ではなく、レシーバを押し当てた位置によって皮下の内部構造は異なっている．そのため人体の振動特性も一様ではなく、レシーバを押し当てた位置によって受信信号の周波数特性は変化する．この変化を学習することで、レシーバを押し当てた位置をユーザによるタッチ位置として認識することができる．

4. 実装

3章で示した設計方針に基づき、センサデバイス（図3）

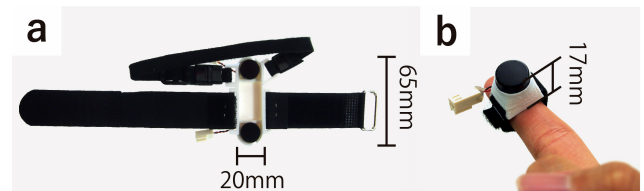


図 3 デバイスの外観 (a. バンド型, b. 指輪型)

Fig. 3 Appearance of the device: (a) band and (b) ring type.

とそれを用いた認識システムをプロトタイプとして実装した．以下にその詳細を記す．

4.1 ハードウェア

4.1.1 センサデバイスの設計

3.4節で述べた配置で超音波センサを固定するために、手首に装着するバンド型のデバイスと、手の指に装着する指輪型のデバイスを制作した．3Dプリンタによってセンサを収めるケースを出力し、そのケースをマジックテープやゴム製のバンドによって手首や指に固定する．

バンド型のデバイスは、トランスミッタとハンドジェスチャ認識用のレシーバをそれぞれ1つずつケースに収め、それを図2で示した手首の位置に固定する．2つのセンサの間隔が約45mm離れているため、2本のバンドを使用することで各センサの振動面を肌に押し当てる．1本のバンドは強く締める固定に適した25mm巾の面ファスナであり、もう1本のバンドは手首の動きを阻害しない10mm巾の柔軟なゴム紐である（図3(a)）．また、デバイスの使用中に振動面の位置がずれることを防ぐために、1mm厚のシリコンゴム板をケースと肌の間に挟んだ．

指輪型のデバイスは、タッチ認識用のレシーバを1つケースに収め、レシーバの振動面が外側に向くようにケースを指の腹に固定する．ケースを3Dプリンタで出力し、10mm巾の面ファスナを取り付けて指輪型のデバイスとした（図3(b)）．

4.1.2 システム全体の構成

提案システムは、上述したセンサデバイスおよびオーディオインタフェース、アンプ、そしてPCからなる．超音波を送受信するトランスミッタおよびレシーバには、村田製作所の超音波センサ MA40MF14-0Bを用いる．センサを駆動させる超音波は、RolandのUSB2.0オーディオインタフェース OCTA-CAPUTURを介して出入力する．ここで、ハンドジェスチャ認識用のレシーバとタッチ認識用のレシーバより得られるそれぞれの受信信号は、アンプで増幅した後にオーディオインタフェースへ入力する．アンプには、東芝のTA7252APを用いた．このアンプは1チャンネルのみであるため、同じものを2つ用意して2チャンネルとした．このとき、信号の増幅に必要な消費電力は、2チャンネルで約0.54Wとなった．信号処理を行うPCには、VAIOのVJZ13A（VAIO Z）を用いた．

4.2 ソフトウェア

本システムで行う信号処理は、トランスミッタを駆動させる送信信号の生成と、レシーバから得られた受信信号の解析、そしてその解析結果の機械学習という3つの部分から構成される。これらの処理はすべて MATLAB を用いて実装した。本システムでは、2つのレシーバそれぞれから異なる受信信号を得る。それらの受信信号に対して行う解析と機械学習の信号処理はまったく同一であり、実時間で同時に処理を行うことが可能となっている。

4.2.1 送信信号の生成

トランスミッタを駆動させる送信信号のパラメータは以下のとおりである。まず、振幅電圧は約 10 mVrms とし、周波数を 20 kHz から 40 kHz まで約 30 msec で線形に掃引させるものとする。サンプリング周波数を 96 kHz として送信信号の wave ファイルを生成し、このファイルを再生することで信号を出力する。この信号によって得られるトランスミッタの振動面近傍における出力音圧レベルは、信号の周波数が 20 kHz のとき約 59.3 dB SPL, 40 kHz のとき約 94.0 dB SPL である。また、その間の周波数帯における出力の大きさを 2.5 kHz ごとに調べてその平均をとった結果は、約 69.7 dB SPL となった。使用した超音波センサの中心周波数は 40 kHz であるため、トランスミッタから得られる出力は 40 kHz のときに最大となる。

本論文では、トランスミッタから直接人体に曝露する超音波のパラメータを決定する際に、国際放射線防護学会 (IRPA) らが示した、空気を伝播して人体に曝露する超音波の安全基準 [6] を参照している。この基準によると、20 kHz では 75 dB SPL から 100 dB SPL まで、25 kHz から 40 kHz では 110 dB SPL から 115 dB SPL までが人体にとって安全とされており、トランスミッタの出力はこの値を下回っている。曝露条件が厳密に合った安全基準の必要性については、8.1 節で議論する。

4.2.2 受信信号の解析

4.1.1 項で示した2つのセンサデバイスを装着したユーザは、トランスミッタを駆動させた状態でハンドジェスチャや肌上へのタッチの動作を行う。このとき、各レシーバの受信信号をそれぞれ周波数解析 (FFT) すると、ユーザの動きに対応した特徴を持つパワースペクトルを得ることができる。信号解析時のサンプリング周波数は、送信信号の生成時と同様に 96 kHz とした。このとき、標本化定理より復元可能な周波数は 48 kHz までとなり、送信信号の掃引範囲はこの中に収まっている。また、FFT のフレームサイズは 5,120 (約 53.3 msec) とし、窓関数にはハニング窓を使用した。これらのパラメータより、周波数分解能は 18.75 Hz となる。よって、この解析では復元可能な範囲で 2,560 点のパワースペクトルを得る。

4.2.3 機械学習

ハンドジェスチャや肌上へのタッチを認識するための識

別モデルの生成には、サポートベクタマシン (SVM) を利用する。学習に用いる教師データは、ハンドジェスチャあるいはタッチ認識用のレシーバより収集した、認識対象の動作に対応した特徴を持つパワースペクトルである。実際に学習をする際には、パワースペクトルにおける 20 kHz から 40 kHz の周波数帯の値を 200 Hz 間隔で抜き出すことで、100 次元の特徴量とする。この特徴量を、動作を分類するためのラベルとあわせて学習する。SVM のツールは、Chang らの LIBSVM を MATLAB 上で利用した [2]。このとき、LIBSVM はデフォルトパラメータ (RBF kernel, $\text{cost} = 1.0$, $\text{gamma} = 1 / \text{number of features}$) とした。

ユーザが本システムを使用する際には、まずハンドジェスチャと肌上へのタッチの各動作について、順番に教師データの収集を行う。収集したデータを用いて、それぞれの動作を認識するための識別モデルを個別に生成する。これらのモデルを用いて行われる各認識は、2つのレシーバそれぞれより得られる受信信号の解析とあわせて、実時間で同時に実行することが可能である。

本システムでは上述の2つの動作の認識に加えて、ハンドジェスチャとタッチを組み合わせた動作 (あるハンドジェスチャを行った状態で、肌上へのタッチを行う動作) の認識を実現する。この認識は、2つの動作を同時に行った状態で教師データを収集し、そのデータを用いて新たなモデルを生成することで実現する。この組合せの動作の認識手法については、6 章において詳しく述べる。

5. 実験1：ハンドジェスチャとタッチの各認識

実験1では予備実験として、製作したシステムにおけるハンドジェスチャと肌上へのタッチの認識精度を個別に評価する。実験データとして、ハンドジェスチャ、前腕の肌上へのタッチ、手の甲の肌上へのタッチの特徴量を個別に収集する。収集したデータを用いて、各動作の被験者ごとの認識率と、被験者間の認識率を明らかにする。また、被験者ごとの認識率について、教師データの量を変えたときの認識率の変化についても分析を行う。

5.1 認識セット

今回の実験で認識を行ったハンドジェスチャの一覧を図 4 (a) に示す。手首や指の姿勢が異なる5つのジェスチャ (No gesture, Right, Left, Thumb open, Spread) を設定し、ハンドジェスチャの認識の1セットとした。これらのジェスチャは、カーソル移動等の基本的な UI 操作を直観的に行うことができる動き (Right, Left) と、タッチ動作と組み合わせて行うのに適した指による簡易な動き (Thumb open, Spread) である。次に、今回の実験で認識を行ったタッチ位置のパターンを図 4 (b) に示す。前腕と手の甲の肌上に、各点が 20 mm ずつ離れた 3×3 の点配列を設けた。2カ所の点配列それぞれに対して、配列の各点

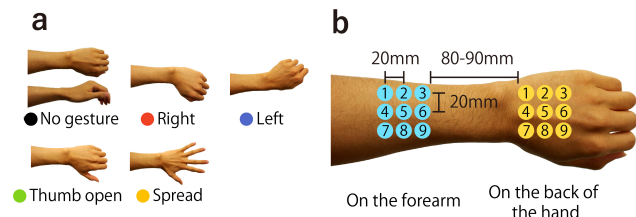


図 4 認識セット一覧 (a. ハンドジェスチャ, b. 前腕および手の甲の肌上へのタッチ)

Fig. 4 Recognition sets: (a) hand gestures and (b) body touches on the forearm and the back of the hand.

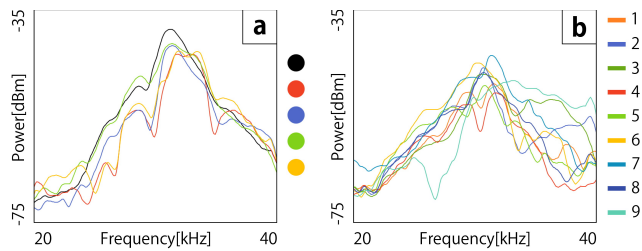


図 5 周波数特性の変化 (a. ハンドジェスチャ, b. 前腕の肌上へのタッチ)

Fig. 5 Alternation of power spectrums accompanying (a) hand gestures and (b) touches on the forearm.

にレシーバを押し当てる 9 つのタッチ動作を設定する。そこに配列のいずれの点にもタッチしない動作 (No touch) を加えた計 10 種類の動作を、前腕の肌上へのタッチと、手の甲の肌上へのタッチそれぞれの認識セットとした。ここではタッチ動作のみを認識の対象とするため、データを収集している間、被験者の左手の姿勢は No gesture で統一させた。

実際にハンドジェスチャを行った際のパワースペクトルの変化の例を図 5 (a) に示す。また、前腕の肌上へのタッチを行った際の変化の例を図 5 (b) に示す。手の甲の肌上へのタッチを行った際も、これらの図と同様にタッチ位置に応じてパワースペクトルが変化する様子が観察できた。

5.2 実験の手順

実験には 7 人の被験者 (男性 6 人, 女性 1 人, 平均年齢 23 歳) が参加した。被験者は全員右利きである。被験者は椅子に座り、机の上に置かれた 27 インチのディスプレイと正対する。実験者は、被験者の左手首と右手の人差し指のそれぞれにセンサデバイスを装着する。被験者の前腕と手の甲には、図 4 (b) で示した点配列をそれぞれペンで書き込み、タッチ位置の目安とする。デバイスの装着後、被験者は 5.1 節で示した 3 つの認識セットに含まれるすべての動作を 1 度練習する。その後、実験データの収集を開始する。

実験データの収集は認識セットごとに行う。実験中にディスプレイに表示される情報は、対象の認識セットの中からランダムに選ばれた 1 つの動作の写真と、その動作の

名称のみである。被験者は左腕を胸の前に掲げ、ディスプレイに表示された動作を行う。実験者はそれに合わせて、対象のレシーバより実験データの収集を行う。このとき、20 ms 間隔で 10 フレーム分のデータを収集する。データの収集を終えると、ディスプレイには対象の認識セットに含まれる残りの動作の中から、再びランダムに選ばれた 1 つの動作の情報が表示される。認識セットの中のすべての動作から 1 度実験データを収集するまでこれを繰り返し、ここまでをデータ収集の 1 ラウンドとする。最終的に、1 つの認識セットに対して 10 ラウンド分の実験データを収集した。実験中は、1 ラウンド分のデータ収集を終えるごとに休憩を設けた。その間、被験者は左腕や右腕を膝に置いて楽な姿勢をとる。

ハンドジェスチャと前腕の肌上へのタッチ、そして手の甲の肌上へのタッチという 3 つの動作の認識セットについて、以上の手順で実験データの収集を行った。その結果、ハンドジェスチャの認識セットに対して (7 人 $\times$ 5 動作 $\times$ 10 フレーム $\times$ 10 ラウンド) で 3,500 フレーム分の実験データが得られた。また、前腕や手の甲の肌上へのタッチの認識セットに対して、それぞれ (7 人 $\times$ 10 動作 $\times$ 10 フレーム $\times$ 10 ラウンド) で 7,000 フレーム分の実験データが得られた。

5.3 被験者ごとの認識率

5.3.1 10 分割交差検証

ハンドジェスチャと肌上へのタッチそれぞれの認識精度を評価するため、10 分割交差検証によって各動作の被験者ごとの認識率を算出した。具体的には、ある 1 人の被験者から収集した 1 つの動作の実験データについて、その中の 9 ラウンド分のデータを教師データとして学習し、その動作の識別モデルを生成する。残りの 1 ラウンド分のデータをテストデータとして、生成したモデルの精度を算出する。すべての教師データとテストデータの組合せに対して同様の操作を行い、得られた複数の精度の平均値を計算する。この値を、ある 1 人の被験者における対象の動作の認識率とする。7 人の被験者それぞれから得られた認識率の平均値を計算し、本システムにおける対象の動作の被験者ごとの認識率とする。

上記の分析を行った結果、被験者ごとのハンドジェスチャの認識率は平均 95.5% (SD = 2.1)、前腕の肌上へのタッチの認識率は平均 96.7% (SD = 2.3)、手の甲の肌上へのタッチの認識率は平均 92.9% (SD = 9.9) であった。すべての動作において、安静座位かつ腕の姿勢を統一するという条件の下で被験者ごとのキャリブレーションを行った場合、高い認識率が得られることが確認できた。より実用的な認識に向けての課題については、8.2 節で議論する。

5.3.2 教師データの量が認識率に与える影響

次に、教師データの量が被験者ごとの認識率に与える影

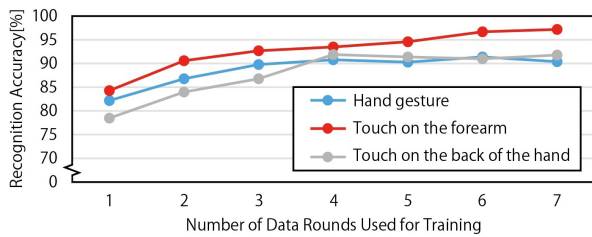


図 6 教師データのラウンド数と認識率の関係

Fig. 6 Volume of training data vs. Recognition accuracy.

響を調べた。ここでは、ある 1 人の被験者から収集した 1 つの動作の実験データについて、その中から n ラウンド分のデータを抜き出して教師データとする。このとき、1 から n ラウンド目、2 から $(n+1)$ ラウンド目、3 から $(n+2)$ ラウンド目の実験データをそれぞれ教師データとすることで、合計で 3 つの識別モデルを生成する。各モデルについて、それぞれ $(n+1)$ ラウンド目、 $(n+2)$ ラウンド目、 $(n+3)$ ラウンド目の実験データをテストデータとして、その精度を算出する。得られた 3 つの精度の平均値を、 n ラウンド分の実験データを教師データとした際の、対象の動作の認識率とする。この操作を 7 人の被験者それぞれの実験データで行い、得られた認識率の平均値を求める。本実験では $n = \{1 \dots 7\}$ とし、すべての n について同様の操作を繰り返す。

上述の分析によって、教師データに用いる実験データのラウンド数と、各動作の被験者ごとの認識率の関係を得ることができる。そのグラフを図 6 に示す。1 ラウンド分の実験データの学習のみではすべての動作の認識率が低い認識率にとどまっているが、ラウンド数を増やすにつれて認識率が上昇していることが分かる。4 ラウンド分の学習を行った時点で、すべての動作の認識率が 90% を超えている。

以上の結果より、教師データの量が認識率に影響を与えることが示された。

5.4 被験者間の認識率

本システムによる認識の一般性を調べるため、7 人の被験者から収集した実験データをすべて合わせて学習とテストを行い、被験者間の認識率を算出した。1 つの動作の実験データについて、6 人分の被験者の実験データをすべて教師データとして学習し、その動作の識別モデルを生成する。残り 1 人の被験者の実験データをすべてテストデータとして、生成したモデルの精度を算出する。すべての教師データとテストデータの組合せに対して同様の操作を行う。得られた複数の精度の平均値を計算し、対象の動作の被験者間の認識率とする。

上述の分析を行った結果、被験者間のハンドジェスチャの認識率は 26.6% (SD = 17.2)、前腕の肌上へのタッチの認識率は 28.6% (SD = 12.2)、手の甲の肌上へのタッチの認識率は 22% (SD = 7.3) であった。被験者間の認識率

はいずれも低い値にとどまり、認識の一般性に課題が残る結果となった。本システムでは特に少数かつシンプルなセンサ構成による認識を実現したため、特徴量の収集が局所的となった。そのため、2 章であげた多数のセンサを使用することで広い範囲で特徴量を収集する手法と比較して、ユーザの体型やデバイスの装着位置の違いの影響を受けやすいと考える。

6. 実験 2：ハンドジェスチャとタッチを組み合わせた動作の認識

実験 2 では、ハンドジェスチャと前腕の肌上へのタッチを組み合わせた動作の認識精度を評価する。予備実験より、手の甲はハンドジェスチャによって大きく動く部位であるため、この部位へのタッチはジェスチャと組み合わせるのに適さないことが分かった。よって、ここでは前腕へのタッチのみを実験の対象とする。

この実験の被験者は、実験 1 に参加した被験者のうちの男性 5 人とした。被験者はハンドジェスチャと前腕へのタッチを同時に行い、実験者は 2 つのレシーバそれぞれから特徴量を収集する。2 つの特徴量を 1 つの実験データとして学習とテストを行うことで、組合せの動作の認識率を調べる。また、いずれか一方のレシーバから収集した特徴量のみを用いた分析を行うことで、同時に行ったジェスチャとタッチのそれぞれは、各動作を個別に認識するモデル (5.3.1 項参照) によって認識することが可能か検討する。

これらの分析より、ハンドジェスチャと肌上へのタッチ、そしてそれらを組み合わせた動作を 1 つのシステムで認識する際に必要なモデルと、認識のアルゴリズムを決定する。

6.1 混合認識セット

本実験で用いた認識セットは、No gesture, Right, Left, Thumb open, Spread の 5 種類のハンドジェスチャのそれぞれに、No touch と前腕の 9 点へのタッチという 10 種類のタッチ動作を組み合わせた、合計 50 種類の動作からなる。

6.2 実験の手順

この実験は、5.2 節で示した実験 1 の手順に準じて行う。このとき、ディスプレイにはハンドジェスチャとタッチを組み合わせた動作の写真と、その動作の名称 (ジェスチャ名 + タッチ位置の数字) のみが提示される。被験者は初めにハンドジェスチャを行い、そのジェスチャを維持した状態で前腕へのタッチを行う。

本実験で収集する実験データは、ハンドジェスチャ認識用のレシーバより得られた 100 次元の特徴量の後ろに、タッチ認識用のレシーバより得られた 100 次元の特徴量をそのまま並べた合計 200 次元の特徴量である。各データのラベルは、組み合わせて行ったジェスチャとタッチ動作の

情報とともに含む。5.3.2 項の図 6 より、ハンドジェスチャと前腕へのタッチの各認識は、ともに 5 ラウンド分の実験データを用いた学習とテストを行うことで 90%以上の認識率を得ている。よってこの実験でも、被験者 1 人あたり 5 ラウンドの実験データを収集して分析を行うものとした。データの収集を終えたとき、(5 人 × 50 動作 × 10 フレーム × 5 ラウンド) で 12,500 フレーム分の実験データが得られた。

6.3 1 つのモデルを用いた組合せの動作の認識

収集した実験データについて、5.3.1 項と同じ手続きで 5 分割交差検証を行う。組合せの動作をすべて学習した識別モデルについて、被験者ごとの認識率を算出した。

5 人の被験者における組合せの動作の認識率は、平均 73.3% (SD = 6.5) であった。組合せの動作をすべて含むデータセットはクラス数が 50 と非常に大きくなるため、4 ラウンド分のデータの学習で高い認識率を得ることは困難であった。組合せの動作すべてを 1 つの識別モデルによって認識することが可能か明らかにするには、ラウンド数をさらに増やした実験データの収集を行う必要がある。

6.4 個別のモデルを用いた組合せの動作の認識

ここでは、一方のレシーバから収集した特徴量のみを用いた分析を行う。組み合わせで行ったハンドジェスチャとタッチを別々の動作として扱い、それぞれの動作を個別の識別モデルによって認識することが可能か検討する。

6.4.1 ハンドジェスチャの認識

まず、収集した実験データについて、ジェスチャ認識用のレシーバから得た特徴量の部分のみを用いた分析を行う。各ラウンドの特徴量とともに行ったタッチ動作ごとに分類し、対応するハンドジェスチャの情報のみをラベルとして与える。これにより、1 ラウンドあたり (5 ジェスチャ × 10 フレーム × 10 タッチ動作) で 500 フレームの実験データを被験者ごとに得る。これを 1 つのデータセットとして、被験者 1 人あたり 5 ラウンド分のデータセットを得る。

この分析では、1 ラウンド分のデータセットに含まれるデータを“1 種類のタッチ動作とともに収集したハンドジェスチャの実験データ”と、“残りの 9 種類のタッチ動作とともに収集したハンドジェスチャの実験データ”の 2 つに分割する。考えられるすべての分割に対して、前者のデータを教師データ、後者のデータをテストデータとした学習とテストを行う。各ラウンドのデータセットで同様の分析を行い、これらの分析で得られたすべての認識率の平均値を計算する。その後、教師データとテストデータを入れ替えたうえで同様の分析を行い、再度認識率の平均値を計算する。

5 人の被験者それぞれで上述の操作を行い、ハンドジェスチャの認識率を調べた。その結果、1 種類のタッチ動作



図 7 1 種類のタッチ動作とともに収集した特徴量を教師データとしたハンドジェスチャの認識率

Fig. 7 Recognition accuracies of hand gestures using the training data collected together with 1 type of touch actions.

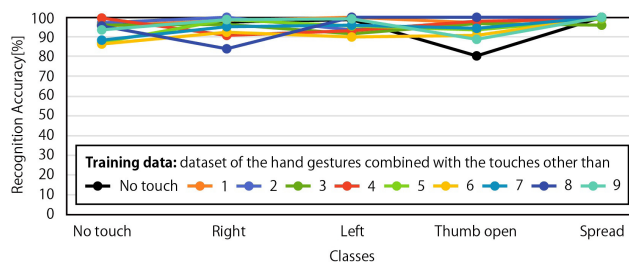


図 8 9 種類のタッチ動作とともに収集した特徴量を教師データとしたハンドジェスチャの認識率

Fig. 8 Recognition accuracies of hand gestures using the training data collected together with 9 types of touch actions.

表 1 混合行列：9 種類のタッチ動作とともに収集した特徴量を教師データとしたハンドジェスチャの認識

Table 1 Confusion matrix of hand gestures using the training data collected together with 9 types of touch actions.

Actual Class[%]	No gesture	93.6	0.5	1.8	4.1	0.0
	Right	1.2	95.2	1.6	1.9	0.0
	Left	3.1	0.1	95.8	1.0	0.0
	Thumb open	2.8	1.9	1.1	93.8	0.4
	Spread	0.5	0.0	0.0	0.1	99.4
		No gesture	Right	Left	Thumb open	Spread
		Predicted Class[%]				

とともに収集した実験データを学習した分析では、平均 72.3% (SD = 7.4) の認識率が得られた。9 種類のタッチ動作とともに収集した実験データを学習した分析では、平均 95.6% (SD = 2.1) の認識率が得られた。それぞれの分析について、教師データごとに得られた各ジェスチャの認識率のグラフを図 7 と図 8 に示す。また、後者の分析の混合行列を表 1 に示す。

図 7 より、5 種類のハンドジェスチャは共通して、教師データによる認識率の違いがあまり大きくない。ジェスチャごとに精度の傾向がみられ、特に Spread は高い認識率を示している。また、図 8 と表 1 より、ともに行ったタッチ動作にかかわらず多くの実験データを学習することで、全体が 90%前後の認識率を示した。これより、本実

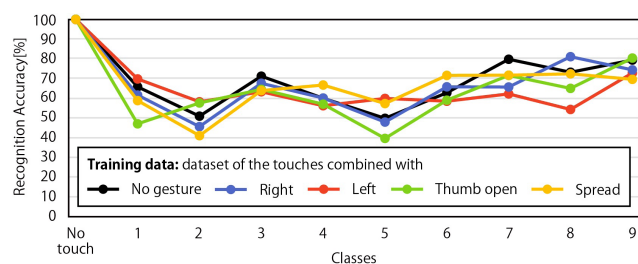


図 9 1 種類のハンドジェスチャとともに収集した特徴量を教師データとした前腕へのタッチの認識率

Fig. 9 Recognition accuracies of touches on the forearm using the training data collected together with 1 type of hand gestures.

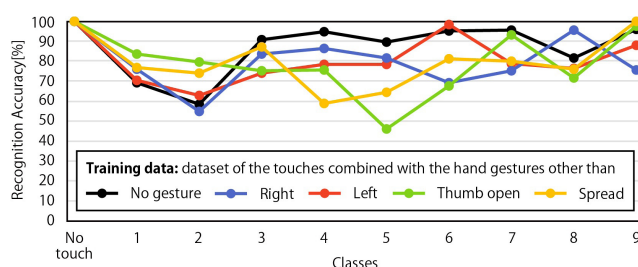


図 10 4 種類のハンドジェスチャとともに収集した特徴量を教師データとした前腕へのタッチの認識率

Fig. 10 Recognition accuracies of touches on the forearm using the training data collected together with 4 types of hand gestures.

験で収集したハンドジェスチャの特徴量は、ともし行ったタッチ動作の影響をほとんど受けていないことが分かる。よって、組合せの動作におけるハンドジェスチャは、ジェスチャを個別に識別するモデルによって認識することが可能といえる。

6.4.2 前腕の肌上へのタッチの認識

次に、収集した実験データについて、タッチ認識用のレシーバから得た特徴量の部分のみを用いた分析を行う。

まず初めに、6.4.1 項と同じ手続きで分析を行う。各ラウンドの特徴量をともに行ったハンドジェスチャごとに分類し、対応するタッチ動作の情報のみをラベルとして与える。これにより、1 ラウンドあたり (10 タッチ動作 × 10 フレーム × 5 ジェスチャ) で 500 フレームの実験データを被験者ごとに得る。これを 1 つのデータセットとして、被験者 1 人あたり 5 ラウンド分のデータセットを得る。5 人の被験者それぞれで分析を行った結果、1 種類のハンドジェスチャとともに収集したタッチ動作の実験データを学習した分析では、平均 66.6% (SD = 8.7) の認識率が得られた。4 種類のハンドジェスチャとともに収集したタッチ動作の実験データを学習した分析では、平均 81.3% (SD = 8.1) の認識率が得られた。それぞれの分析について、教師データごとに得られた各タッチ動作の認識率のグラフを図 9 と図 10 に示す。また、後者の分析の混合行列を表 2 に示す。

図 9 より、前腕へのタッチの認識では、タッチした位置

表 2 混合行列：4 種類のハンドジェスチャとともに収集した特徴量を教師データとした前腕へのタッチの認識

Table 2 Confusion matrix of touches on the forearm using the training data collected together with 4 types of hand gestures.

Actual Class[%]	No touch	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1	0.0	75.2	0.3	0.8	14.3	0.6	0.5	6.5	1.0	0.8
	2	0.0	1.2	65.9	7.6	2.5	18.1	1.0	0.7	3.0	0.0
	3	0.0	0.0	6.2	82.2	0.1	2.3	6.7	0.6	1.1	0.8
	4	0.0	13.2	0.8	0.0	78.8	1.2	0.0	5.8	0.2	0.0
	5	0.0	1.6	15.9	1.1	1.4	72.0	0.5	1.6	5.8	0.0
	6	0.0	0.0	2.4	5.0	0.2	5.4	82.3	0.0	4.6	0.0
	7	0.0	5.8	0.8	0.0	5.4	1.8	1.6	84.6	0.0	0.0
	8	0.0	0.0	3.5	3.8	0.8	7.0	3.0	0.0	80.2	1.6
	9	0.0	0.9	0.4	0.8	0.0	0.0	0.8	1.6	4.1	91.4
		No touch	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Predicted Class[%]											

が同じでも教師データによって認識率に最大 27% 程度の差が生じる。図 10 より、ともし行ったハンドジェスチャにかかわらず多くの実験データを教師データとしたとき、全体的に認識率が向上した一方で教師データによる認識率の差はさらに広がった。これらの結果より、タッチ動作の特徴量はともし行ったハンドジェスチャによって変化しており、タッチ位置が同じであっても特徴量にはばらつきがあることが分かる。これは、ハンドジェスチャによって前腕の筋肉が伸縮し、タッチ位置の振動特性が変化することが原因である。表 2 より、本実験のタッチ動作は、3 × 3 の点配列における同じ列の異なる点と誤認識されやすい傾向があることが分かる。

本項では上記の分析に加えて、タッチ動作を 1 種類のハンドジェスチャのみと組み合わせた場合の認識率を調べる。ここでは、ある 1 種類のハンドジェスチャとともに収集したタッチ動作の特徴量をすべてまとめて 1 つのデータセットとする。これによって、1 つのジェスチャあたり (10 タッチ動作 × 10 フレーム × 5 ラウンド) で 500 フレームのデータセットを被験者ごとに得る。各データセット内で、5.3.1 項と同じ手続きで 5 分割交差検証を行う。5 人の被験者それぞれで分析を行った結果、No gesture と組み合わせたタッチ動作の認識率は平均 91.0% (SD = 6.4) であった。また、組み合わせたジェスチャが Right の場合は平均 89.4% (SD = 6.6), Left の場合は平均 87.9% (SD = 4.3), Thumb open の場合は平均 90.2% (SD = 8.6), Spread の場合は平均 93.6% (SD = 9.2) の認識率が得られた。

上記の分析では、すべての結果において 90% 近い認識率が得られている。これは、6.4.1 項と同じ手続きで行った本項前半の分析よりも高い認識率である。この結果より、組合せの動作におけるタッチ動作を個別に認識する際には、ともし行ったハンドジェスチャごとに識別モデルを生成するのが最も有効である。これにより、ハンドジェスチャによる影響を受けずにタッチ動作を認識することができる。

6.5 組合せの動作の認識アルゴリズム

これまでの実験結果より、ハンドジェスチャと前腕の肌上へのタッチ、そしてそれらを組み合わせた動作をすべて認識するために必要な識別モデルは、以下の3種類である。

- (1) ハンドジェスチャを個別に認識するモデル (5.3.1 項参照)
- (2) 前腕の肌上へのタッチを個別に認識するモデル (5.3.1 項参照)

- (3) No gesture 以外の1つのジェスチャと、前腕へのタッチを組み合わせた動作を認識するモデル (6.4.2 項参照)

これらのモデルを使用するシステムは、(1)のモデルによってハンドジェスチャの認識を行う。前腕へのタッチの認識を行う際には、ハンドジェスチャの認識結果に応じて、タッチを認識するためのモデル((2)と(3)のモデル)を切り替えて用いる。ハンドジェスチャがNo gestureと認識された場合、前腕へのタッチは(2)のモデルによって認識を行う。No gesture 以外のジェスチャが認識された場合、前腕へのタッチはそのジェスチャとの組合せの動作として、(3)のモデルによって認識を行う。複数のハンドジェスチャを前腕へのタッチと組み合わせる際には、各ジェスチャに対して(3)のモデルを用意する。

このアルゴリズムは、ユーザのハンドジェスチャと、特徴量がハンドジェスチャの影響を受ける位置での肌上へのタッチ、そしてそれらを組み合わせた動作のすべてを同一のシステムで認識することができる。この手法では、認識対象に新たなジェスチャを追加し、組合せの幅を広げることが容易である。1つのモデルによって組合せの動作をすべて認識する手法(6.3 節参照)でも、データ量を増やして学習をすれば正しい認識を行うことは可能と考えられるが、ジェスチャの追加に柔軟に対応することは難しい。

今後は、互いに干渉の少ないハンドジェスチャとタッチ位置の関係や、タッチ動作がハンドジェスチャから受ける影響の補正について検討し、(1)と(2)のモデルのみで組合せの動作の認識を行うことを目指す。

7. アプリケーション例

実装したシステムによって、ハンドジェスチャおよび肌上へのタッチの各認識と、それらを組み合わせた動作の認識が実現された。ジェスチャとタッチはユーザの状況に応じて選択され、様々なUIの操作(カーソルの移動やキーボードの入力等)に利用されることが期待される。ここでは特に、我々が提案するジェスチャとタッチを組み合わせた動作を用いた入力として、ハンドジェスチャに応じて、タッチ入力によって得られるアウトプットが変化するインタラクションを提案する。以下で、アプリケーションの具体例を2つ紹介する。

複数の入力モードを持つキーボード

前腕のタッチ位置には、キーボードを割り当てる。また、

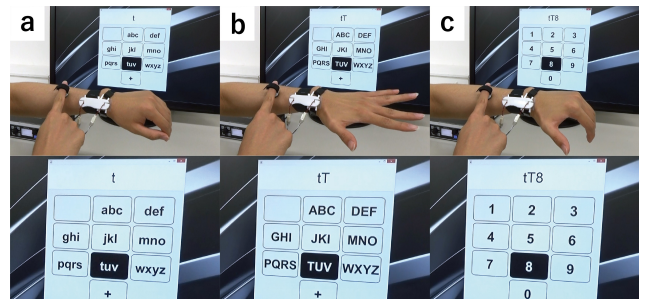


図 11 ジェスチャによって入力モードを切り替えるキーボード (a. 小文字入力モード, b. 大文字入力モード, c. 数字入力モード)

Fig. 11 Keypad in (a) lowercase mode, (b) uppercase mode, and (c) numeric mode.

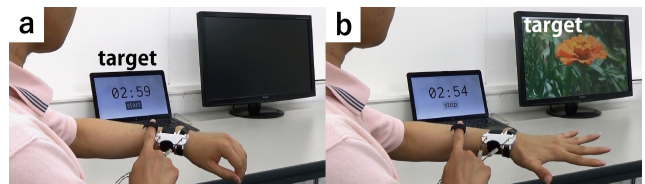


図 12 ジェスチャによって操作対象を切り替えるリモートコントローラ (a. タイマーの操作, b. ディスプレイの操作)

Fig. 12 Remote controller targets (a) timer application and (b) display.

ジェスチャ1つに対して入力モードを1つ割り当てる。このキーボードを使用する様子を図11に示す。ハンドジェスチャがNo gestureのときにはアルファベットの小文字入力モード、Spreadのときにはアルファベットの大文字入力モード、Thumb openのときには数字入力モードとなる。このキーボードによって、タッチ入力を阻害しないスムーズな入力モードの切替えを実現することができる。

複数の操作対象を持つリモートコントローラ

前腕のタッチ位置には、コントローラの操作面を割り当てる。そして、ハンドジェスチャ1つに対して操作対象の電子機器を1つ割り当てる。このコントローラを使用する様子を図12に示す。ハンドジェスチャがNo gestureのときには、PC上のタイマが操作対象となる。一方で、Spreadのときには、その隣に置かれたディスプレイが操作対象となる。このコントローラによって、同一操作面において複数の電子機器を操作することができる。

8. 議論

8.1 超音波の安全基準

本論文では、トランスミッタから直接人体に曝露する超音波の安全基準が見つからなかったことから、先行事例[12]を参考に、国際放射線防護学会(IRPA)らが示した空気を伝播して人体に曝露する超音波の安全基準を参照した。最大の出力音圧レベルがこの安全基準を下回る超音波を使用した本論文の実験では、人体の顕著な発熱等は確認されなかった。しかし、アクティブ音響センシングを利

用したウェアラブルデバイスを開発するためには、曝露条件を厳密に合わせたうえで、長時間にわたって人体に超音波を曝露した際の安全基準を示す必要がある。

8.2 デバイスの日常生活での利用

本研究の内容はいまだ基礎的な検討にとどまるものであり、日常生活で利用するためには解決すべき課題が多い。本システムはすべて有線で接続されており、ウェアラブルデバイスとして使用するにはシステムが大きすぎるという問題がある。無線化や省電力化の取り組みにより、デバイスを装着したまま自由に動き回れるようにすることが求められる。また、指の腹にデバイスを装着する実装は、ユーザのはかの手指動作（タイピングや把持等）の妨げになってしまうという問題がある。本論文では自然なタッチ動作が可能な状態で評価実験を行うために、指の腹へのデバイスの装着を採用した。今後は先行事例 [12] のように、デバイスの装着位置を指の根元に下げ、指の背側でタッチを行う等の工夫や、デバイスのユースケースを限定することについても検討を行う。

認識の一般性については、5.4 節でも考察した。現状では各ユーザが装着時にキャリブレーションを行う必要があるため、使用に手間がかかる。また、本論文では評価を行っていないが、本システムは同一のユーザであっても、デバイスの位置をある程度統一させなければ再装着時に認識率が著しく下がる。この場合も、再度キャリブレーションを行う必要がある。これらの課題を解決するためには、センサの数や配置を再検討する必要がある。また、より多くの被験者から実験データを収集し、被験者の骨格や体型とデバイスの装着位置を関連付けながらデータの分析を行う。

また、本論文の実験では被験者に対して、一貫して腕を胸の前に掲げた状態で動作を行うように指示をした。本デバイスは腕の姿勢が変わるだけで、受信信号の周波数スペクトルが変化してしまうためである。これは腕の姿勢の変化に応じて、信号の伝送路である肌や筋肉等の変形あるいは変位が生じることが原因である。日常生活での利用を可能とするためには、ユーザが自然に腕を下した状態での認識や、歩行あるいは走行しながらの認識等も求められる。そのため、腕の姿勢による周波数スペクトルの変化の傾向や、ユーザが激しく動くことで発生するノイズ等を調査し、つねに認識が可能となるようにする必要がある。

9. まとめ

本論文では、人体を伝送路としたアクティブ音響センシングによって片手のハンドジェスチャと肌上へのタッチを実時間で同時に認識可能とし、これら 2 つの動作を組み合わせる新たな動作の認識を実現した。実装したシステムでは、掃引超音波を人体に印加し、その信号を受信するセンサの位置を適切に設計することで、最少かつシンプル

なセンサ構成による認識を行った。また、実験によりシステムの評価を行った。安静座位かつ腕の姿勢を一定にするという条件の下で実験を行った結果、ハンドジェスチャ、前腕の肌上へのタッチ、手の甲の肌上へのタッチのそれぞれで高い認識率が得られた。その後、同じ条件でハンドジェスチャと前腕の肌上へのタッチを組み合わせた動作について実験を行った。その結果より、ハンドジェスチャおよび肌上へのタッチの個別の動作、そしてそれらを組み合わせる動作を 1 つのシステムによって認識する手法として、複数のタッチ動作の識別モデルをハンドジェスチャの認識結果に応じて切り替えながら用いるアルゴリズムを提案した。また、このシステムを利用するアプリケーションの例を紹介した。最後に、本システムと同様の曝露条件における超音波の安全基準の必要性や、デバイスの日常生活での利用を実現するための現状の問題点に関して議論した。

参考文献

- [1] Chan, L., Chen, Y.-L., Hsieh, C.-H., Liang, R.-H. and Chen, B.-Y.: CyclopsRing: Enabling Whole-Hand and Context-Aware Interactions Through a Fisheye Ring, *Proc. UIST '15*, pp.549–556, ACM (2015).
- [2] Chang, C.-C. and Lin, C.-J.: LIBSVM: A library for support vector machines, *Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, Vol.2, No.27, ACM (2011).
- [3] Dementyev, A. and Paradiso, J.A.: WristFlex: Low-power gesture input with wrist-worn pressure sensors, *Proc. UIST '14*, pp.161–166, ACM (2014).
- [4] Fukui, R., Watanabe, M., Shimosaka, M. and Sato, T.: Hand shape classification in various pronation angles using a wearable wrist contour sensor, *Advanced Robotics*, Vol.29, No.1, pp.3–11 (2015).
- [5] Gong, J., Yang, X.-D. and Irani, P.: WristWhirl: One-handed Continuous Smartwatch Input using Wrist Gestures, *Proc. UIST '16*, pp.861–872, ACM (2016).
- [6] Guidelines for the Safe Use of Ultrasound: Part II—Industrial & Commercial Applications—Safety Code 24, available from http://www.hc-sc.gc.ca/ewh-semt/pubs/radiation/safety-code_24-secureite/index-eng.php.
- [7] Harrison, C., Benko, H. and Wilson, A.D.: Omni-Touch: Wearable multitouch interaction everywhere, *Proc. UIST '11*, pp.441–450, ACM (2011).
- [8] Harrison, C., Tan, D. and Morris, D.: Skininput: Appropriating the skin as an interactive canvas, *Proc. CHI '10*, pp.453–462, ACM (2010).
- [9] Kato, H. and Takemura, K.: Hand pose estimation based on active bone-conducted sound sensing, *Proc. UbiComp '16*, pp.109–112, ACM (2016).
- [10] Laput, G., Xiao, R. and Harrison, C.: ViBand: High-Fidelity Bio-Acoustic Sensing Using Commodity Smartwatch Accelerometers, *Proc. UIST '16*, pp.321–333, ACM (2016).
- [11] Liang, R.-H., Lin, S.-Y., Su, C.-H., Cheng, K.-Y., Chen, B.-Y. and Yang, D.-N.: SonarWatch: Appropriating the forearm as a slider bar, *Proc. SIGGRAPH Asia '11*, No.5 (2011).
- [12] Mujibiya, A., Cao, X., Tan, D.S., Morris, D., Patel, S.N. and Rekimoto, J.: The sound of the touch: On body touch sensing based on transdermal ultrasound propagation

- tion, *Proc. ITS '13*, pp.189–198, ACM (2013).
- [13] Nakamura, K., Shinoda, H., Makino, Y., Sato, K. and Maeno, T.: Touch Interface on back of the hand, *Proc. SIGGRAPH '11*, No.39, ACM (2011).
 - [14] Ogata, M., Sugiura, Y., Makino, Y., Inami, M. and Imai, M.: Sen-Skin: Adapting skin as a soft interface, *Proc. UIST '13*, pp.539–544, ACM (2013).
 - [15] Rekimoto, J.: GestureWrist and GesturePad: Unobtrusive Wearable Interaction Devices, *Proc. ISWC '01*, pp.21–27, ACM (2001).
 - [16] Watanabe, H., Terada, T. and Tsukamoto, M.: Gesture Recognition Method Using Ultrasonic Active Acoustic Sensing, *Journal of Information Processing*, Vol.25, No.4 (2017).
 - [17] Yokota, T. and Hashida, T.: Hand Gesture and On-body Touch Recognition by Active Acoustic Sensing throughout the Human Body, *Proc. UIST '16*, pp.113–115, ACM (2016).
 - [18] Zhang, Y. and Harrison, C.: Tomo: Wearable, Low-Cost, Electrical Impedance Tomography for Hand Gesture Recognition, *Proc. UIST '15*, pp.167–173, ACM (2015).
 - [19] Zhang, Y., Zhou, J., Laput, G. and Harrison, C.: Skin-Track: Using the Body as an Electrical Waveguide for Continuous Finger Tracking on the Skin, *Proc. CHI '16*, pp.1491–1503, ACM (2016).
 - [20] Zhou, J., Zhang, Y., Laput, G. and Harrison, C.: AuraSense: Enabling Expressive Around-Smartwatch Interactions with Electric Field Sensing, *Proc. UIST '16*, pp.81–86, ACM (2016).
 - [21] 横田智大, 橋田朋子: 肌を介した超音波伝送によるハンドジェスチャ及びタッチの認識, *インタラクション 2016*, pp.893–894 (2016).



横田 智大 (学生会員)

2016 年早稲田大学基幹理工学部表現工学科卒業。現在、同大学大学院基幹理工学研究科修士課程在学中。ユーザインタフェースに関する研究に従事。



橋田 朋子

2008 年東京大学大学院学際情報学府博士課程単位取得退学。同年東京大学特任研究員。2013 年早稲田大学基幹理工学部表現工学科専任講師, 2015 年同大学准教授, 現在に至る。実世界と情報世界を融合するメディア技術の研究に従事。博士 (学際情報学)。