

異なる手形状に対する周波数応答の予備調査

漆山 裕太^{1,a)} 高倉礼^{2,b)} 鈴木 翔大^{3,c)} 志築 文太郎^{4,d)} 高橋 伸^{4,e)}

概要: 実世界の状態識別を行うための手法の一つに、物体に与えた音響信号の周波数応答を解析するアクティブ音響センシングがある。この手法はハンドジェスチャ認識のための手形状の識別にも適用することが可能である。本研究では、異なる手形状に対して顕著な応答が得られる周波数を明らかにするため、範囲の異なる複数のスイープ信号に対する周波数応答を調べた。実験により得られた周波数応答のスペクトルに関して、送波したスイープ信号毎のピークに対する観察および機械学習による手形状のクラス識別精度に対する分析を行った結果、24 kHz–48 kHz にて手形状、実験参加者、およびタスク間における際立った差異が観察され、16 kHz–32 kHz, 24 kHz–40 kHz, および 32 kHz–48 kHz のスイープ信号を送波した際のクラス識別率が高いことが明らかになった。したがって、16 kHz–48 kHz の中に、手形状に対して顕著な応答が得られる周波数が存在する可能性が高い。

1. はじめに

手を用いてコンピュータを操作するために、手形状をコンピュータに認識させる手法が考案されている。これらの手法は、カメラを用いたビジョンベースのもの [1]、センサを装着したグローブを用いるもの [2,3]、手周辺の形状変化をセンサにより検出するもの [4,5] など、多岐にわたる。

近年、これらの手法に加えて、物体に与えた音響信号の周波数応答を解析することにより物体の状態変化を検出する手法である、アクティブ音響センシング [6] を手形状の識別に適用するものが研究されている [7–11]。

しかし、人体に対して伝わりやすい振動の周波数は研究されている [12–14] もの、異なる手形状に対して顕著な応答が得られる周波数は明らかになっていない。

そこで我々は、異なる手形状に対する周波数応答の調査を行い、その結果からアクティブ音響センシングによるハンドジェスチャ認識に適した周波数を明らかにすることにより、高精度なハンドジェスチャ認識を実現することを目指した。

今回我々は、範囲の異なる複数のスイープ信号に対する手形状毎の周波数応答に対して、パワースペクトルに基づ

く分析を行うことにより、手形状に対して顕著な応答が得られる周波数を調査した。本稿ではその結果を報告する。

2. 関連研究

本研究では、アクティブ音響センシングによるハンドジェスチャ認識に適した周波数を明らかにすることにより、高精度なハンドジェスチャ認識を実現することを目指している。本節では、まずハンドジェスチャ認識のためにアクティブ音響センシングを用いる先行研究について述べ、その後、人体を伝播する振動の周波数に関する既存の調査について述べる。

2.1 ハンドジェスチャ認識のためのアクティブ音響センシング

アクティブ音響センシングを用いたハンドジェスチャ認識手法が研究されている。これらの先行研究にて、音響信号の周波数に関する議論がなされている。

加藤と竹村 [7] は、センシング用および触覚フィードバック用のアクチュエータを組み込んだリスト型デバイスを製作し、手を介してセンシング用アクチュエータから送波されたスイープ信号をデバイス上のコンタクトマイクにて計測することによる、触覚フィードバックと同時に利用可能な手形状識別手法を提案した。加藤と竹村は、人間の知覚可能な振動が 800 Hz 未満であること、およびアクチュエータとコンタクトマイクを用いた事前実験にて 2500 Hz 程度までの振動が観測できることから、センシングに 1000 Hz–2500 Hz のスイープ信号を採用したと述べている。

¹ 筑波大学コンピュータサイエンス専攻

² 筑波大学情報メディア創成学類

³ 筑波大学情報科学類

⁴ 筑波大学システム情報系

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

b) takakura@iplab.cs.tsukuba.ac.jp

c) ssuzuki@iplab.cs.tsukuba.ac.jp

d) shizuki@cs.tsukuba.ac.jp

e) takahashi@cs.tsukuba.ac.jp

横田と橋田 [8] は、手首上に配置した1つのトランスミッタから掃引した超音波スイープ信号を手首の関節部分と他方の指の腹に配置したレシーバにより受信することによる、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なシステムを提案した。横田と橋田は、非可聴域であること、および信号が環境雑音から受ける影響が少ないことを理由として、20 kHz–40 kHz のスイープ信号を用いたことを報告している。また、横田と橋田は、広い範囲のスペクトルの強度を多次元の特徴量として得られるためにスイープ信号を用いたと述べている。

Zhang らは、親指に装着したトランスミッタから 20 Hz–6000 Hz の線形アップチャープを送波し、親指および腕に装着した4つのレシーバにより取得した周波数応答を用いて手形状を識別する FingerPing [9] を提案した。Zhang らは、人体を伝播する際に最も多くの情報量を保持できる周波数が 6000 Hz までであることが実験的評価により明らかになったために線形アップチャープの範囲を設定したと記述している。

Iravantchi らは、手首に装着した8つの超音波トランスデューサから超音波を送波し、そのタイミングをずらすことによるビームフォーミング技術を用いたハンドジェスチャ認識システムである BeamBand [10] を提案した。Iravantchi らは、トランスデューサの入手性が高く安価であるために、最適な周波数であるかは明らかでないものの 40 kHz の超音波を用いたと述べている。また、Iravantchi らは、皮膚に装着した複数の超音波トランスデューサから送波する信号の干渉を計測する手法である Interferi [11] を提案し、手および顔のジェスチャ認識を行うシステムを実装している。このシステムの設計に際して、Iravantchi らは人体の手足を模した円柱の水槽に対して超音波を縁から送波する実験を行い、40 kHz–200 kHz の中から 40 kHz を用いることを選択したと記述している。

上述した先行研究にて、可聴域を用いた最適化および非可聴域を用いた最適化が議論されているものの、可聴域と非可聴域の双方にまたがった周波数範囲を用いた最適化については議論されていない。我々は、本研究にて可聴域と非可聴域の双方にまたがる 0 Hz–96 kHz を用いて周波数応答に関する調査を行った。

2.2 人体を伝播する振動の周波数に関する調査

Zhang ら [12] は、音響信号が身体をどのように伝播するかを調査した。まず、手首に取付けた振動機器から発生させた信号が腕から頭にかけて伝播する際の距離に応じた信号の変化を調査した結果、振動位置から距離が大きくなるにつれ振幅が減少し、高周波帯では伝播するエネルギーの損失が大きいことを示した。次に、他媒体を介した身体への音響信号の伝播について調査した結果、手を繋いだ他者

に伝播する音響信号では 410 Hz が周波数応答のピークとなり、振動機器を取付けた机を介して伝播する音響信号では 700 Hz がピークとなること、およびこれらのピークを上回る周波数では振動の振幅が減少することを示した。

Kitazaki と Griffin [13,14] は、着席状態における、座席からの振動に対する身体の周波数応答を調査した。Kitazaki と Griffin は、全身が特定の周波数帯において共振し、4 Hz–6 Hz にて最も大きく、8 Hz–12 Hz にてその次に大きく共振することを報告している。また、Kitazaki と Griffin は、胸部にて 1.1 Hz、頭部にて 3.4 Hz、および腰部にて 8.7 Hz の振動に対して共振反応が見られたことを報告している。さらに、Kitazaki と Griffin は、前屈みになるなど、姿勢を変えると共振周波数が低くなると報告している。

音響信号は身体を伝播する上で距離に応じてそのエネルギーが減衰し、その減衰は高周波になるにつれ顕著となる。一方で、音響信号の空間分解能は高周波になるにつれ高くなる。したがって、臨床分野における超音波検査では、各組織の位置に対して適当な周波数が利用されている [15,16]。例として、腹部エコーおよび心エコーには数 MHz が、体表エコーには十数 MHz がそれぞれ用いられている。超高周波の音響信号を利用するにあたって発熱作用による身体への影響が考えられるが、上記の周波数を用いた臨床用装置において有意な生体影響は報告されていない。

上述した先行調査は、人体を伝播する振動の定常的な周波数応答を示している。一方で我々は、手を伝播する振動の周波数応答に注目し、手形状の変化に対する周波数応答の変化を調査した。

3. 実験

今回我々は、異なる手形状に対する周波数応答の傾向を把握するために、3種の手形状に対する周波数応答を調査した。本節では、予備調査における実験設計、実験参加者、および実験手順を順に述べる。

3.1 設計

低周波から高周波まで広い範囲の周波数応答を測定するため、0 Hz–96 kHz の入出力が可能であるオーディオインタフェース (Steinberg, UR12) を用いた。手に対して音響信号を送波するため、また、手を伝播する音響信号の周波数応答を読み取るため、オーディオインタフェースの入出力端子それぞれにトランスデューサ (図 1) をケーブルを介して接続した。このトランスデューサは、 piezo 素子 (THRIVE, K2512BS1 KINEZ 振動発電素子 (小) 一両面・高電圧タイプ) およびアクリル板 (縦 25 mm × 横 12 mm × 厚さ 1 mm) を用いて製作したものである。

低周波から高周波までの広い範囲の周波数応答を調査するために、表 1 に示す 13 種の線形アップチャープ (R_0 – R_{12})

表 1 周波数応答の測定に用いた 13 種の線形アップチャープ.

	R_0	R_1	R_2	R_3	R_4	R_5	R_6	R_7	R_8	R_9	R_{10}	R_{11}	R_{12}
周波数 (kHz)	0-8	0-16	8-24	16-32	24-40	32-48	40-56	48-64	56-72	64-80	72-88	80-96	88-96



図 1 ピエゾ素子を用いて製作したトランスデューサ。配線したピエゾ素子の皮膚への接着面側に同一サイズの亚克力板を接着し、ピエゾ素子の配線側にホットグルーによるコーティング加工を施している。



図 2 実験の外観。

をスイープ信号として送波した。なお、表中の R_0 および R_{12} はスイープする周波数の間隔が他と異なるが、これは実験に用いたオーディオインタフェースの出力可能な周波数が 0 Hz-96 kHz であることによる。

オーディオインタフェースは、コンピュータに接続され、スイープ信号の生成および周波数応答の解析を行うソフトウェアにより制御された。ソフトウェアは、C++を開発言語として、Qt ライブラリを用いて実装された。なお、実験者を分担して実験を行ったため、実験参加者毎に実験に用いたコンピュータが異なる。実験に用いたコンピュータの詳細を表 2 に示す。

実験の外観を図 2 に示す。周波数応答の測定には右手を用いた。測定の対象とする手形状として、グー、チョキ、パーの 3 種の手形状を用いた (図 3a, b, および c)。また、手形状を安定させるため、実験参加者を椅子に座らせた。さらに、トランスデューサから伸びるケーブルが手に触れることによる周波数応答への影響を軽減するため、各手形状を測定する間、肘を机につけ、手を少し机から浮かせ、かつ手の甲を下に向けるよう実験参加者に指示した。

周波数応答の測定時には、実験参加者に対して、オーディオインタフェースの入力に接続されたトランスデュー

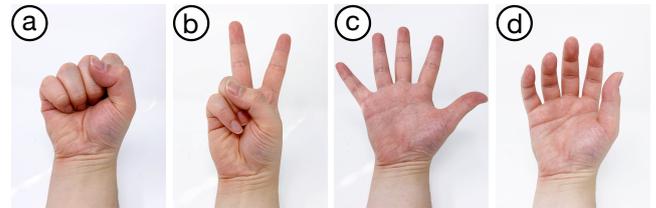


図 3 実験に用いた手形状。a: グー, b: チョキ, c: パー, および d: リラックス。

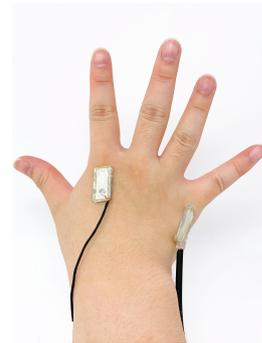


図 4 測定時におけるトランスデューサの接着位置。

サを人差し指の MP 関節直下に、出力に接続されたトランスデューサを小指の MP 関節直下に接着した (図 4)。接着には医療用両面テープ (3M, 皮膚に優しく貼り直しの出来る両面粘着テープ 295 mm×210 mm) から 25 mm×12 mm を切り出したものを用いた。

3.2 実験参加者

研究室内の学生 12 人 (すべて男性) を実験参加者 (P_1 - P_{12}) とした。実験参加者の年齢は平均 22.6 歳 (標準偏差 0.79 歳) だった。実験参加者の BMI は平均 21.8 (標準偏差 1.93) であり、体脂肪率は平均 18.3% (標準偏差 3.30%) だった。実験参加者の手形状がパー状態のとき、親指の先から小指の先までの直線距離は平均 192.2 mm (標準偏差 18.8 mm) であり、実験参加者に装着したトランスデューサ間の直線距離は平均 68.4 mm (標準偏差 7.0 mm) だった。

3.3 手順

実験手順を図 5 に示す。実験参加者に、トランスデューサを装着した状態でグー、チョキ、パーの各手形状を取らせ、手形状毎に 13 種のスイープ信号に対する周波数応答をスイープ周波数の低い順に 5 回ずつ測定することを 1 タスクとした。実験参加者には、1 タスク間に手形状を変える際に、一度手をリラックス形状 (図 3d) にしてから次の手形状を取るよう指示した。1 タスク中、実験参加者に装着したトランスデューサは貼り直さずに測定を行った。順

表 2 実験条件の詳細.

実験参加者	実験に用いたコンピュータ			
	名称	プロセッサ	メモリ	macOS
P_1, P_{12}	MacBook Pro (15-inch, 2016)	2.9 GHz Intel Core i7 (4 core)	16 GB 2133 MHz	10.14.5
P_{11}	MacBook Pro (13-inch, 2016)	2.9 GHz Intel Core i5 (2 core)	16 GB 2133 MHz	10.14.5
P_2-P_{10}	MacBook Pro (13-inch, Early 2015)	2.7 GHz Intel Core i5 (2 core)	8 GB 1867 MHz	10.14.5

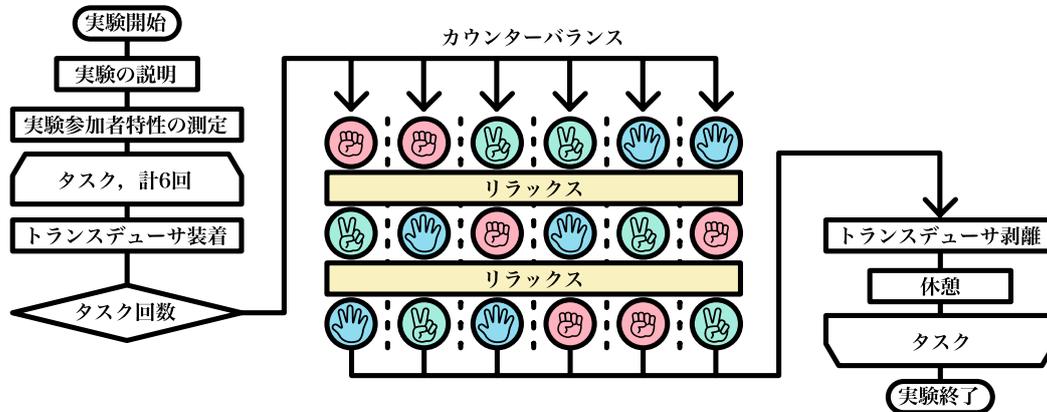


図 5 実験手順.

序効果を除くために、実験参加者 1 人あたり、グー、チョキ、パーの各手形状を取る順序にカウンターバランスをとり、計 6 タスクを実施した。また、グー、チョキ、パーの順列 6 種の実施順は実験参加者毎にランダム化した。各タスク間には 1 分以上最大 5 分の休憩を設けた。休憩時には実験参加者に装着したトランスデューサを剥がし、次のタスク開始時に新しい両面テープを用いて再度同じ位置にトランスデューサを装着した。

4. 結果

我々は実験により、12 人 × 6 タスク × 3 手形状 × 13 種のスイープ信号 × 5 回の測定 = 14040 個の周波数応答のスペクトルデータからなるデータセットを収集した。1 つのスペクトルデータには、オーディオインタフェースに入力された信号の 0 Hz–96 kHz の周波数成分が 25 Hz の周波数分解能にて格納される。すなわち、1 つのスペクトルデータは $\frac{96,000 \text{ Hz}}{25 \text{ Hz}} = 3840$ 次元のベクトルである。

なお、スペクトルデータの各要素 m_i は、以下の式を用いて算出される。

$$m_i = \log_{10}(1 + \sqrt{\text{POWER}_i})$$

ここで、POWER はオーディオインタフェースに入力された波形に離散フーリエ変換を適用した結果として得られるパワーを表す。

このデータセットにおいて、独立変数は実験参加者、タスクの実施順、手形状、およびスイープ信号の種類であり、従属変数は得られたスペクトルデータである。なお、1 タスク 1 手形状に対する計 5 回の測定は連続して行うため、各 5 回の測定順序は独立変数として扱わなかった。

5. 分析

本節では、はじめに周波数応答を俯瞰するために行ったデータセットに対する前処理および処理後の周波数応答に対する観察を順に述べる。また、本研究では異なる手形状に対して顕著な応答が得られる周波数を明らかにすることによる高精度なハンドジェスチャ認識の実現を目標としているため、 R_0-R_{12} をそれぞれ送波した際の周波数応答を用いた機械学習による手形状の識別精度を求めた結果も述べる。なお、本節では有意水準を 0.01 とする。

5.1 前処理

送波したスイープ信号は人体を伝播する際に減衰し、その減衰率が周波数毎に異なるために周波数応答の起伏が形成される。したがって、周波数応答のスペクトルデータの各要素に対して、送波したスイープ信号間の最大値を集約することにより、周波数応答を俯瞰することが可能だと考えられる。

一方で、実験により得られる周波数応答のスペクトルデータはパイロットテストによりノイズが多いことがわかっている。このため、単に周波数応答のスペクトルデータの各要素すべての中から最大値を取得すると、ノイズの影響を強く受ける。したがって、ノイズ軽減のため、まず送波したスイープ信号毎の周波数応答のスペクトルデータについて特定の独立変数毎に平均を取り、その各要素に対して送波したスイープ信号間のピークを取得するという前処理を行った。

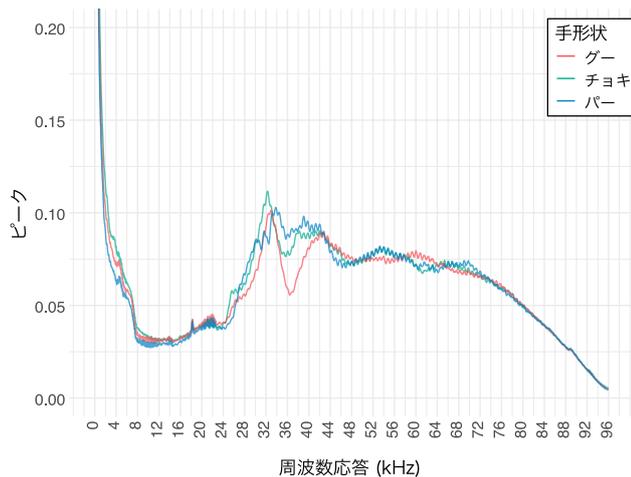


図 6 各手形状毎の周波数応答のピーク。

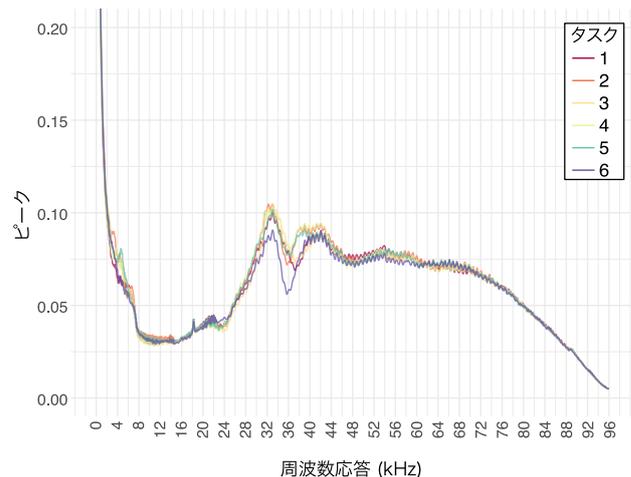


図 8 各タスク毎の周波数応答のピーク。

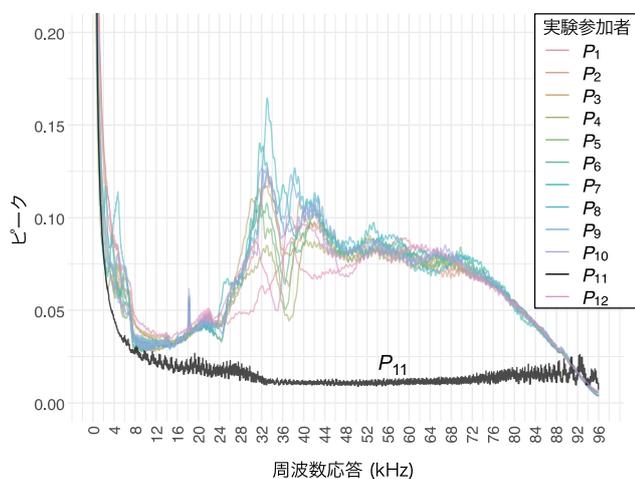


図 7 各実験参加者毎の周波数応答のピーク。

5.2 周波数応答

周波数応答を俯瞰するためのグラフとして、各手形状毎の周波数応答のピーク (図 6)、各実験参加者毎の周波数応答のピーク (図 7)、および各タスク毎の周波数応答のピーク (図 8) を順に示す。なお、0 Hz 近辺の値が他の値よりも極めて大きな値を取るため、すべての値域を描画すると独立変数に対する変化が読み取りにくい。得られた周波数応答のうち、0.2 を上回る値は全体のわずか 0.795% に過ぎないため、これらのグラフでは y 軸を [0, 0.2] に限定している。

これらのグラフを観察した結果として、以下のことがわかった。

各手形状毎の周波数応答のピークに対する観察

- 24 kHz–48 kHz にて手形状間の差異が際立っている。
- すべての手形状において 36 kHz 付近にてピークの谷が存在し、伸ばしている指の数が多い手形状ほど谷が浅くなる傾向が見られる。
- 44 kHz–72 kHz にて、チョコキおよびパーのピークが類似しているのに対して、グーのピークは異なる形状と

なる傾向が見られる。

各実験参加者毎の周波数応答のピークに対する観察

- P_{11} のみが他と異なり平坦な形状である。これは、実験環境の不備により P_{11} に関するスペクトルデータが正常に測定できなかったためと考えられる。したがって、5.3 節以降では P_{11} を外れ値とした。
- 24 kHz–48 kHz にて実験参加者間の差異が際立っている。
- P_1 を除くすべての実験参加者において 36 kHz 付近にてピークの谷が存在する。

各タスク毎の周波数応答のピークに対する観察

- 32 kHz–40 kHz にてタスク間の差異が生じているものの、その差異は各手形状および各実験参加者毎の周波数応答のピークにて生じていた差異に対して比較的小さい。

5.3 機械学習による手形状の識別精度

13 種のスイープ信号と 12 人の実験参加者のそれぞれについて、機械学習による手形状のクラス識別率を 6 分割交差検証を用いて求めた。機械学習には Weka 3.8.3^{*1} および Weka 用の LIBSVM ラッパライブラリ^{*2} を用い、クラス識別器として LIBSVM と Random Forest を用いた。クラス識別器のパラメータには、それぞれデフォルトのパラメータを用いた。

LIBSVM および Random Forest のそれぞれについて、スイープ信号毎のクラス識別率の平均と標準偏差を図 9 および図 10 に示す。LIBSVM を用いて得られたクラス識別率は平均 0.359 (標準偏差 0.0873) であり、Random Forest を用いて得られたクラス識別率は平均 0.557 (標準偏差 0.191) であった。

図 9 および図 10 より、すべてのスイープ信号において LIBSVM よりも Random Forest のクラス識別率が上回る

^{*1} <https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

^{*2} <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>

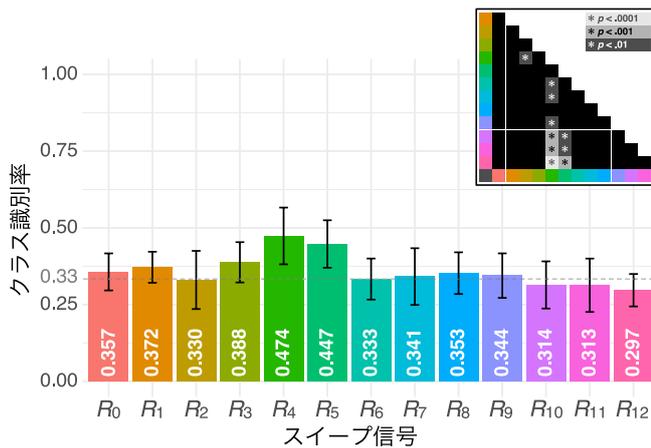


図 9 LIBSVM を用いたときの各スweep信号に対する手形状のクラス識別率。エラーバーは標準偏差を示す。

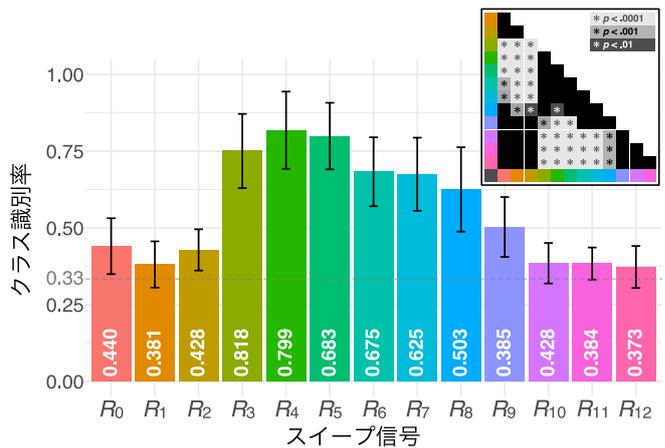


図 10 Random Forest を用いたときの各スweep信号に対する手形状のクラス識別率。エラーバーは標準偏差を示す。

ことが観察された。また、LIBSVM と Random Forest 双方において、 R_4 の周波数応答をデータセットとして用いたときのクラス識別率が最大（それぞれ平均 0.481（標準偏差 0.091）および 0.818（標準偏差 0.126））となることが観察された。

次に、全体としてクラス識別率が高かった Random Forest を用いた結果に注目する。クラス識別率に対するスweep信号の種類と実験参加者の二元配置分散分析の結果、スweep信号の種類および実験参加者の双方に有意な主効果が検出された ($p_R = 6.23 \times 10^{-8}$ および $p_P = 0.00657$)。スweep信号の種類に対して Bonferroni 補正を用いた多重比較を行った結果、 R_4 の周波数応答をデータセットとして用いたときのクラス識別率は R_0 – R_2 および R_9 – R_{12} のそれに対して有意差 ($p \leq 8.7 \times 10^{-10}$) があり、 R_4 周囲の R_3 および R_5 においても、それぞれ R_0 – R_2 ならびに R_{10} – R_{12} 、および R_0 – R_2 ならびに R_9 – R_{12} に対して有意差（それぞれ $p \leq 2.6 \times 10^{-6}$ および $p \leq 9.4 \times 10^{-9}$ ）があった。一方で、実験参加者に対して多重比較を行った結果、すべての組み合わせに対して有意差はなかった ($p \geq 0.081$)。

実験参加者毎のクラス識別率に関して、実験参加者の BMI、体脂肪率、親指の先から小指の先までの直線距離、およびトランスデューサ間の直線距離とのピアソンの積率相関係数による無相関検定をそれぞれ行った結果、いずれの組み合わせに対しても相関は有意でなかった（相関係数はそれぞれ 0.30, 0.27, -0.17, および -0.29 であり、 $p \geq 0.34$ ）。

6. 議論

本節ではまず実験により得られた結果に対して議論し、その後に本研究にて実験設計により求められなかった今後の課題について言及する。

6.1 結果に対する議論

実験結果に対して、周波数の観点および実験参加者の観点から述べる。

周波数

実験により得られた周波数応答のピークにおいて、24 kHz–48 kHz にて各手形状、各実験参加者、および各タスク間における際立った差異が観察された。また、Random Forest を用いた機械学習においても、 R_3 (16 kHz–32 kHz)、 R_4 (24 kHz–40 kHz)、および R_5 (32 kHz–48 kHz) のスweep信号を送波した際に得られた周波数応答を用いたときの手形状のクラス識別率が比較的高く、特に R_4 により得られた周波数応答を用いたときのクラス識別率は最大となった。したがって、16 kHz–48 kHz の中に、手形状に対して顕著な応答が得られる周波数が存在する可能性が高い。

一方で、Random Forest を用いた機械学習による手形状のクラス識別率は、 R_4 を用いた場合でも 0.818 であり、ハンドジェスチャ認識によるコンピュータ操作に用いるには精度が不十分である。本研究にて用いた機械学習はパラメータを最適化していないため、パラメータ最適化を実施した場合のクラス識別率を調査する必要がある。また、本研究にて用いたスweep信号の範囲は 8 kHz および 16 kHz であったが、クラス識別率を高めるには 16 kHz よりも広い範囲のスweep信号を送波して得られた周波数応答を学習させた場合のクラス識別率を調査する必要がある。

実験参加者

周波数応答のピークにおいて、24 kHz–48 kHz の区間にて実験参加者間の際立った差異が観察された。実際に、Random Forest を用いた機械学習による手形状のクラス識別率には、実験参加者の有意な主効果があることが示された。しかし、すべての実験参加者間に対して多重比較における有意差はないことが示された。また、実験参加者毎の手形状のクラス識別率は、実験時に測定した実験参加者の各特性のいずれに対しても有意な相関はないことが示され

た。したがって、手形状に対して顕著な応答が得られる周波数には個人差があるものの、ある個人を特定する程度の一意性はないと考えられる。

6.2 今後の課題

本研究では、トランスデューサの装着位置を人差し指と小指のMP関節上に限定して実験を行った。手形状のクラス識別率とトランスデューサ間の直線距離との相関は有意でなかったものの、皮膚、皮下組織、および骨の音響特性は異なり、トランスデューサの装着位置によって音響信号が横断する経路が変化するため、トランスデューサの装着位置を変化させたときの周波数応答を調査することを考えている。

また、本研究では一定の周波数範囲のスweep信号を送波して周波数応答を測定した。これにより、周波数応答を示しやすい周波数範囲がわかった一方で、その範囲における手形状に対して顕著な応答が得られる周波数を特定するには至っていない。したがって、手形状に対して顕著な応答が得られる周波数を明確にするために、16 kHz–48 kHzの単一周波数の信号を送波した際の周波数応答を測定することを考えている。

7. おわりに

我々は、異なる手形状に対する周波数応答の調査を行い、その結果からアクティブ音響センシングによるハンドジェスチャ認識に適した周波数を明らかにすることにより、高精度なハンドジェスチャ認識を実現することを目標としている。今回我々は、範囲の異なる複数のスweep信号に対する手形状毎の周波数応答に対して、パワースペクトルに基づく分析を行うことにより、手形状に対して顕著な応答が得られる周波数を調査した。

実験により得られた周波数応答のスペクトルについて送波したスweep信号毎のピークを取得したところ、24 kHz–48 kHzにて各手形状、各実験参加者、および各タスク間における際立った差異が観察された。また、機械学習により周波数応答から各手形状のクラス識別を行った結果、24 kHz–40 kHzを筆頭として、16 kHz–32 kHzおよび32 kHz–48 kHzのスweep信号を送波した際の周波数応答に対するクラス識別率が高いことが示された。したがって、16 kHz–48 kHzの中に、手形状に対して顕著な応答が得られる周波数が存在する可能性が高い。

今後は前節に述べた課題に取り組むことにより、手形状に対して顕著な応答が得られ、高精度な手形状認識を可能とする周波数をより詳細に調査していく計画である。

参考文献

[1] Krupka, E., Karmon, K., Bloom, N., Freedman, D., Gurvich, I., Hurvitz, A., Leichter, I., Smolin, Y., Tzairi, Y.,

Vinnikov, A. and Bar-Hillel, A.: Toward Realistic Hands Gesture Interface: Keeping It Simple for Developers and Machines, *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '17, New York, NY, USA, ACM, pp. 1887–1898 (online), DOI: 10.1145/3025453.3025508 (2017).

[2] Takada, R., Kadomoto, J. and Shizuki, B.: A Sensing Technique for Data Glove Using Conductive Fiber, *Extended Abstracts of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '19, New York, NY, USA, ACM, pp. INT023:1–INT023:4 (online), DOI: 10.1145/3290607.3313260 (2019).

[3] Hrabia, C.-E., Wolf, K. and Wilhelm, M.: Whole Hand Modeling Using 8 Wearable Sensors: Biomechanics for Hand Pose Prediction, *Proceedings of the 4th Augmented Human International Conference*, AH '13, New York, NY, USA, ACM, pp. 21–28 (online), DOI: 10.1145/2459236.2459241 (2013).

[4] 船越南斗, 池川航史, 志築文太郎, 高橋 伸: 位相に基づく指輪型入力デバイスの検討, 情報処理学会研究報告, Vol. 2019-HCI-182, No. 34, pp. 1–6 (2019).

[5] Huang, D.-Y., Chan, L., Yang, S., Wang, F., Liang, R.-H., Yang, D.-N., Hung, Y.-P. and Chen, B.-Y.: DigitSpace: Designing Thumb-to-Fingers Touch Interfaces for One-Handed and Eyes-Free Interactions, *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '16, New York, NY, USA, ACM, pp. 1526–1537 (online), DOI: 10.1145/2858036.2858483 (2016).

[6] Ono, M., Shizuki, B. and Tanaka, J.: Touch & Activate: Adding Interactivity to Existing Objects Using Active Acoustic Sensing, *Proceedings of the 26th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '13, New York, NY, USA, ACM, pp. 31–40 (online), DOI: 10.1145/2501988.2501989 (2013).

[7] 加藤寛之, 竹村憲太郎: 能動的振動入力による手形状識別, 計測自動制御学会論文集, Vol. 54, No. 1, pp. 62–68 (オンライン), DOI: 10.9746/sicetr.54.62 (2018).

[8] 横田智大, 橋田朋子: 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, 情報処理学会論文誌, Vol. 59, No. 2, pp. 703–714 (2018).

[9] Zhang, C., Xue, Q., Waghmare, A., Meng, R., Jain, S., Han, Y., Li, X., Cunefare, K., Ploetz, T., Starner, T., Inan, O. and Abowd, G. D.: FingerPing: Recognizing Fine-Grained Hand Poses Using Active Acoustic On-Body Sensing, *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '18, New York, NY, USA, ACM, pp. 437:1–437:10 (online), DOI: 10.1145/3173574.3174011 (2018).

[10] Iravantchi, Y., Goel, M. and Harrison, C.: Beam-Band: Hand Gesture Sensing with Ultrasonic Beamforming, *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '19, New York, NY, USA, ACM, pp. 15:1–15:10 (online), DOI: 10.1145/3290605.3300245 (2019).

[11] Iravantchi, Y., Zhang, Y., Bernitsas, E., Goel, M. and Harrison, C.: Interferi: Gesture Sensing Using On-Body Acoustic Interferometry, *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '19, New York, NY, USA, ACM, pp. 276:1–276:13 (online), DOI: 10.1145/3290605.3300506 (2019).

[12] Zhang, C., Hersek, S., Pu, Y., Sun, D., Xue, Q., Starner, T. E., Abowd, G. D. and Inan, O. T.: Bioacoustics-Based Human-Body-Mediated Communication, *Computer*, Vol. 50, No. 2, pp. 36–46 (online),

DOI: 10.1109/MC.2017.43 (2017).

- [13] Kitazaki, S. and Griffin, M.: Resonance Behaviour of the Seated Human Body and Effects of Posture, *Journal of Biomechanics*, Vol. 31, No. 2, pp. 143–149 (online), DOI: [https://doi.org/10.1016/S0021-9290\(97\)00126-7](https://doi.org/10.1016/S0021-9290(97)00126-7) (1997).
- [14] Kitazaki, S. and Griffin, M.: A Modal Analysis of Whole-Body Vertical Vibration, Using a Finite Element Model of the Human Body, *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 200, No. 1, pp. 83–103 (online), DOI: <https://doi.org/10.1006/jsvi.1996.0674> (1997).
- [15] ter Haar, G.: *The Safe Use of Ultrasound in Medical Diagnosis*, the British Institute of Radiology, 3rd edition (2012).
- [16] 西条研究室: 高周波数超音波イメージング, 東北大学 (オンライン), 入手先 (<http://www.ecei.tohoku.ac.jp/imaging/highfrequency-j.html>) (参照 2019-06-28).