

衣服へのアクティブ音響センシングを用いた ジェスチャ認識技術の基礎検討

雨坂 宇宙^{1,a)} 渡邊 拓貴^{1,b)} 杉本 雅則^{1,c)}

概要: スマートグラスやスマートウォッチなどのウェアラブルデバイスは普及が進み、日常生活を豊かにしてきた。しかし、これらのデバイスは画面が小さく、タッチ入力によるデバイス操作が難しいという課題がある。この課題を解決するために、腕や手のジェスチャを用いたデバイス操作手法が提案されている。しかし、既存手法では身体に直接デバイスを装着する必要があるため、デバイスの装着感が課題となっている。デバイスの装着感を緩和する手法として、導電繊維を利用した衣服型ウェアラブルデバイスが注目されているが、導電繊維を組み込んだ専用の衣服が必要となる。そこで本研究では、一般的な衣服を用いたジェスチャ認識手法を提案する。具体的には圧電マイクと圧電スピーカを用いて衣服に音響信号を伝播させる。ジェスチャにより衣服が変形することで、得られる周波数特性が変化するため、その変化パターンを機械学習し、現在のジェスチャを認識するシステムを考案した。本論文では提案システムの基礎的検討として、認識できるジェスチャやその認識精度、最適な音響信号などの基礎的な調査を行った。

キーワード: アクティブ音響センシング, ジェスチャ認識, 衣服型ウェアラブルデバイス, インパルス応答

1. はじめに

近年、スマートウォッチやスマートグラスなどのウェアラブルデバイスは発展・普及が進み、日常生活を豊かにしてきた。しかし、これらのウェアラブルデバイスは画面が小さく、タッチ入力によるデバイスの操作が困難であるという課題がある。この課題を解決するために、腕や手のジェスチャを用いてデバイスを操作する手法が提案されている。これらの手法では、筋電センサ [1], 圧電マイク/スピーカ [2,3] をユーザの肌に装着することで、腕の形の変化や筋肉の動きを読み取り、デバイスの操作を可能にしている。しかし、これらの手法ではデバイスを地肌に直接装着する必要があり、デバイスの機械感や装着感を強く感じてしまうという課題 [4] がある。この課題を緩和する新たなデバイスとして衣服型のウェアラブルデバイスが注目されている。衣服は社会生活ではほぼ例外なく着用されているため、ウェアラブルデバイスとしての機能を上手く溶け込ませることができれば、デバイスの機械感や装着感を緩和できるというメリットがある。現在、衣服をウェアラブルデバイス化する手法として電気を通す導電繊維を利用し

て、ジェスチャや体内状態をセンシングする研究 [5-9] が進められている。しかし、導電繊維の利用は、専用の服の購入や、様々な衣服に刺繍を埋め込む必要があるため、普及には時間がかかると考えられる。そこで本論文では、衣服を触る、ねじるなどの様々なジェスチャによって生じる衣服の変形に着目し、音響信号により衣服の変形パターンを認識する手法を提案する。衣服の変形を認識することで、専用の衣服や刺繍を利用せず、普段着用している一般的な衣服を情報入力インタフェースとして利用することが可能となる。具体的には、衣服に圧電マイクと圧電スピーカを装着することで、マイク・スピーカ間の衣服を伝播する超音波信号の周波数特性を取得する。ジェスチャによって、衣服の張り具合、衣服と皮膚の接地面積などが異なり、得られる周波数特性が変化するため、その変化パターンを機械学習することで現在のジェスチャを認識する。提案手法はマイクとスピーカのみで構成されるため、デバイスを様々な衣服へ付け替えることができる。また、衣服にデバイスを装着するため、デバイスの機械感や装着感が緩和されると考えられる。本論文では、一般的な衣服に情報入力インタフェースを構築するための基礎検討として、認識できるジェスチャやその認識精度、最適な音響信号などの基礎的な調査を行った。

¹ 北海道大学

a) amesaka@ist.hokudai.ac.jp

b) hiroki.watanabe@ist.hokudai.ac.jp

c) sugi@ist.hokudai.ac.jp

2. 関連研究

2.1 導電繊維を利用した衣服型デバイス

電気を通す導電繊維で構成される専用の衣服、刺繍を利用したタッチインタフェースや行動センシングの研究は多くなされている。Patrickら [5] は、導電性の織物を格子状に配置したスリーブ型のデバイスを開発し、タッチ入力などの表面的なジェスチャだけでなく、衣服をつまむなどの立体的なジェスチャの認識を実現している。評価実験では9種類のジェスチャを89.5%の精度で認識することに成功している。Patrickら [8] は、圧力の検知が可能な縫製糸を開発し、その基礎特性の調査を行っている。また、手縫いだけでなく機械による縫い付けの調査も行い、音楽プレーヤなどの操作アプリケーションを提案している。Corinneら [6] は伸縮センサをTシャツの21ヶ所に装着し、上肢に関する27種類の姿勢を個人毎に97%の精度で認識することに成功している。Ruiboら [9] は、市販の導電繊維を利用した伸縮センサを開発し、肘関節の角度を 9.69° の誤差で推定することに成功している。Giobertoら [7] は、伸縮センサを用いて膝関節の角度を 8.39° の誤差で推定することに成功している。上述した既存研究は導電繊維を利用することで、身体の接触や衣服の伸縮を検知している。導電繊維は一般的な衣服には組み込まれておらず、これらの研究では専用の衣服を開発したり、衣服に刺繍することでインタフェースを実現しているが、耐久性やコストの面で実用化には時間がかかると考えられる。また、衣服は気分や環境でデザインの異なるものを着用するが、専用の衣服の場合、様々なデザインの衣服を所持することは困難であると考えられる。一般的な衣服にインタフェースを組み込むことが可能となれば、デザイン性を失わずに様々な衣服をウェアラブルデバイス化することが可能となる。

2.2 衣服装着型デバイス

Shengjianら [10] は、スナップボタンを利用したアンテナを作製し、曲げ具合などによる信号特性の変化などの基礎特性を調査し、ウェアラブルデバイスへの応用可能性を見出している。Scottら [11] は、慣性センサを搭載したデバイスをベルトなどに装着し、デバイスをたたく動作を認識している。更に、Artem [12] らは、慣性センサを搭載したボタン型デバイスを作製し、ボタンの様に装着させることで衣服に溶け込んだウェアラブルデバイスの開発を行った。デバイスはタップや腕の回転などの検出が可能で、省電力化にも成功している。これらの研究では衣服に装着させるタイプのウェアラブルデバイスを検討・開発している。しかし、慣性センサでは衣服を押す動作や、衣服の張り具合の認識などの軽微な衣服の変形を認識することは難しいと考えられる。

2.3 人体へ音波を適用した研究

渡邊ら [2] は腕と足にコンタクトスピーカとコンタクトマイクを装着し、人体内部を伝播する音の変化から21種類の状態を認識することに成功している。Mujibiyaら [3] は皮膚を伝播する超音波を用いて体接触やハンドジェスチャの認識を行った。

上記の研究では人体へ音波を適用するために直接マイクやスピーカを装着する必要があるが、デバイスの装着感が課題となるが、提案手法ではデバイスを衣服に装着するため、身体への接触が起きにくいというメリットがある。

2.4 物体へ音波を適用した研究

大野ら [13] は、食器や置物、机などの物体に超音波を伝播させ、それらの触れ方の違いを認識する手法を提案している。岩瀬ら [14] は、アクリル板を伝播する超音波を利用して、板の上に乗っている物体の識別と位置推定を行った。また、複数の物体に関しても、それぞれの識別と位置推定に成功している。

上記の研究では物体へ超音波を伝播させることで、物体の種類や触れ方の認識を行っている。提案手法では、衣服の変形を認識することで服をつまむなどの立体的なジェスチャを入力コマンドとして使用できる可能性がある。また、衣服は様々な素材や編み方で構成されており、周波数特性が効率的に取得できない衣服も存在するため、音響信号を補正するなどの工夫が必要になると考えられる。

3. 提案手法

3.1 概要

提案システム全体の流れを図1にまとめた。ユーザは衣服に圧電マイクと圧電スピーカを装着する。スピーカからは測定信号を再生し、インパルス応答を測定する。図1の検出範囲内で、ユーザが衣服をつまんだり、ねじることによって衣服が変形し、インパルス応答のフーリエ変換(伝達関数)も変化する。伝達関数からそれぞれのジェスチャの特徴量を抽出し機械学習を行うことで、現在のジェスチャを推測する分類器を作成する。本研究では、測定信号を超音波領域に帯域制限することで、ユーザの聴覚への影響を少なくする。また実環境には可聴域の音が溢れており、ノイズ処理や測定信号の抽出の精度が認識精度に大きく影響するが、超音波ではそれらの影響が少ないという利点がある。

3.2 伝達関数の測定

測定信号を用いた伝達関数の測定原理を図2に示す。図2中の線形システム H の前に周波数特性 $S(k)$ (k :離散周波数番号)を持った信号合成フィルタ S と、後ろに逆特性 $1/S(k)$ を持つ逆フィルタ $1/S$ を加えた測定系を考える。インパルス信号 $\delta(k)$ の周波数特性は1なのでフィルタに

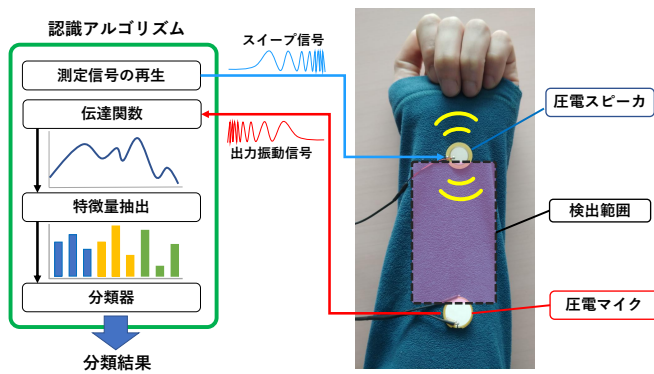


図 1 システム全体図

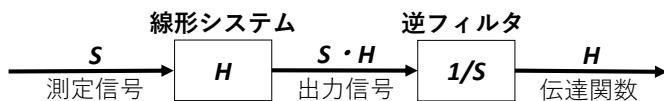


図 2 伝達関数測定原理

入力した時の出力は、フィルタ特性と同じ周波数特性 $S(k)$ を持った測定信号となる。その測定信号 $S(k)$ を特性 $H(k)$ を持った線形システムに入力すると、出力は $H(k) \cdot S(k)$ となる。この出力に逆フィルタ $1/S(k)$ を入力すると、出力は伝達関数 $H(k)$ となる。本研究では信号合成フィルタで Swept-Sine 信号を作成し、衣服を線形システムと考え測定信号を入力し、その出力信号に逆フィルタを適用し衣服の伝達関数を測定する。

3.3 Swept-Sine 法

インパルスを時間軸上に引き伸ばした Swept-Sine 信号を測定信号として用いる手法を Swept-Sine 法 (SS 法) [15] と呼び、インパルス応答の測定に広く利用されている。周波数領域での Swept-Sine 信号 $SS(k)$ は以下のように表される。

$$SS(k) = \begin{cases} \exp(j\alpha k^2) & (0 \leq k \leq N/2) \\ \exp(-j\alpha(N-k)^2) & (N/2 \leq k \leq N-1) \end{cases}$$

ただし、 $\alpha = 4m\pi/N^2$ 、 j は虚数、 k は離散周波数番号、 N は離散データ数、 m はパルスの引き伸ばし係数である。

$SS(k)$ を逆フーリエ変換することで Swept-Sine 信号 $ss(n)$ を得る。また逆フィルタ $SS^{-1}(k)$ は $SS(k)$ の複素共役で求められる。インパルス応答は全ての周波数の音を含むため、測定信号発信時にユーザにも聞こえ、不快となりうる。そこで、本研究では測定信号の帯域制限を行う [16]。サンプリングレートを f_s として 0Hz から f_0 Hz の帯域制限を行うには $0 \leq k \leq (f_0 N / f_s)$ と $N - (f_0 N / f_s) \leq k \leq N$ の範囲の $SS(k)$ の振幅値を 0 にすることで実現する。なお、帯域制限を行うことで逆フィルタとの畳み込みは完全なインパルスとはならず、本研究で測定するインパルス応答や伝達関数は厳密にはインパルス応答や伝達関数とはな

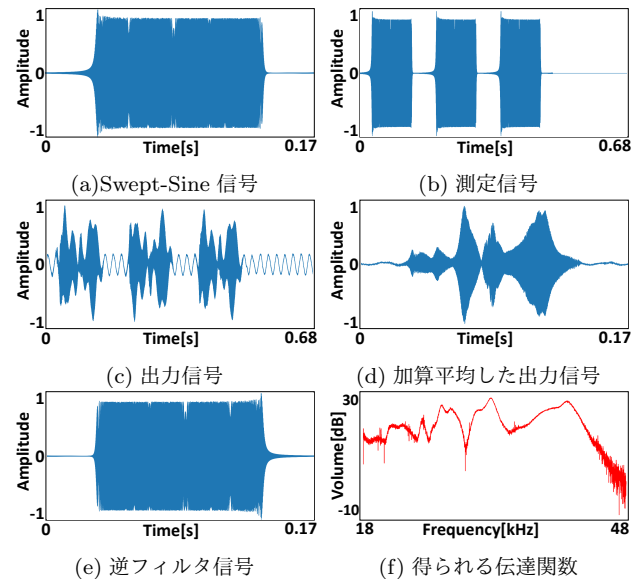


図 3 円状畳み込みの原理を用いたインパルス応答測定

らないが、便宜上、本論文ではインパルス応答・伝達関数と表記する。

3.3.1 円状畳み込みの原理を用いたインパルス応答測定法

円状畳み込みの原理を用いることで、測定信号長をインパルス応答の長さよりも長く設定すれば、高 SN 比のインパルス応答を取得できる。Swept-Sine 信号 (図 3 (a)) を用いた測定手順は以下の通りである。

- (1) Swept-Sine 信号を同期加算の回数分だけ隙間なく並び、1 周期分の無音区間を末尾に追加する (図 3 (b))。
- (2) 測定信号を再生し、その反響音を録音することで出力信号 (図 3 (c)) を取得する。
- (3) 出力信号を Swept-Sine 信号長で切り出し加算平均する (図 3 (d))。
- (4) 加算平均した出力信号と逆フィルタ信号 (図 3 (e)) のフーリエ変換を要素ごとに掛け算する。

上記の操作を衣服に対して適用することで伝達関数を取得する (図 3 (f))。

3.4 繊維を伝導する超音波

我々の知る限り、衣服などの繊維へ超音波を伝導させる研究はなされていない。そのため、繊維を伝導する超音波の周波数特性を調査した。周波数特性調査では、自作した器具に衣服を切り取った角形の布を固定させ、布にかかる張力や変形によってどのように周波数特性が変化するか調査した。測定環境を図 4 にまとめた。張力用重りは 100g、150g、200g、250g、300g の 5 パターンでデータ測定を行う。変形による特性調査は 50g の重りを中央、マイク側、スピーカ側に配置し、データ測定を行う。測定信号には 18kHz から 48kHz のアップスイープ信号を使用した。圧電スピーカには Murata の 7BB-20-6L0、圧電マイクには Thrive の OMR20F10-BP-310、AD/DA 変換に

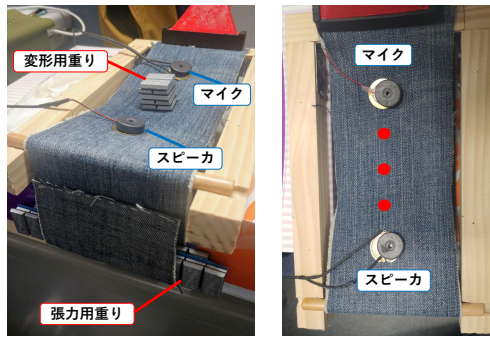
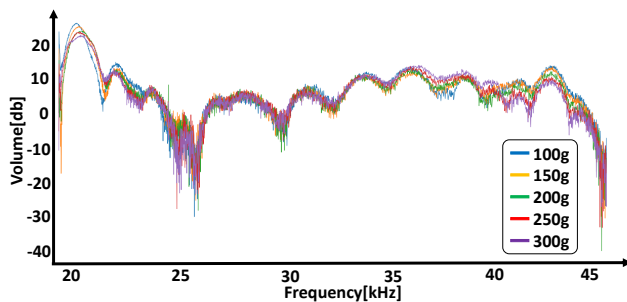


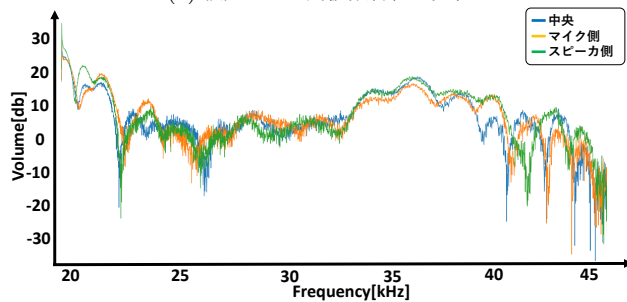
図 4 測定環境 (左図) と重りの配置位置 (右図赤点)



(a) Y シャツ (b) フリース (b) ジャケット
図 6 実験に用いる衣服



(a) 張力による周波数特性の変化



(b) 重りによる周波数特性の変化

図 5 繊維を伝導する超音波の周波数特性

は Roland の OCTA-CAPTURE を使用した。また、PC は ThinkPadX270 を使用した。周波数特性の変化を図 5 にまとめた。張力が大きくなるにつれて段階的に周波数特性が増減している周波数帯域が存在することが確認できた。また、重りの位置による変化は張力による変化よりも大きく、広い周波数帯域で変化していることが確認された。測定調査より布にかかる張力や変形によって周波数特性が変化しているため、衣服へのジェスチャ入力が原理的に可能であることが確認できた。

4. 予備実験

評価実験に用いる衣服やジェスチャ、測定信号長、同期加算回数を選定を予備実験にて行った。被験者 1 名に対して、研究室の学生部屋にてデータ測定を行った。本論文では、衣服の袖を引っ張った時に生じる前腕部の掌側の面 (前前腕部) の衣服をジェスチャの入力対象と仮定し、提案手法に最適なシステム設計を行う。

4.1 衣服の選定

衣服を伝わる超音波の周波数特性には衣服の素材、布の厚さや編み方などの複数のパラメータが影響すると考えられる。予備実験では、素材の違う 3 種類 (図 6) の衣服の周波数特性と 4 種類のジェスチャの認識率を調査し、評価実験で使用する衣服を選定する。周波数特性の測定は衣服を着た状態で行った。まず、衣服の前前腕部に圧電マイクと圧電スピーカを 10cm の距離で磁石で挟んで固定する。デバイスを装着した衣服を着用し、袖を引っ張った状態を維持する (図 7-A)。その状態で、18kHz から 48kHz のアップスイープ信号を再生し、衣服の伝達関数を測定する。本論文ではサンプリングレート 96kHz にて、データの測定を行う。測定した各衣服の周波数特性を図 8 にまとめた。図 8 が示すように、各衣服によって周波数特性が異なることがわかる。

次に、評価実験で使用する衣服を選定するための認識率の調査を行った。A-袖を引っ張る、B-服をつまむ (中央)、E-服を左にねじる、G-前腕を 90° 回旋するの 4 種類のジェスチャに対して認識率の調査を行う (図 7)。データの測定は、全てのジェスチャに対して先述した手順で行い、各ジェスチャ毎に伝達関数を 35 個 (7 伝達関数 × 5 セット) 取得した。機械学習の特徴量には人間の音声認識によく用いられる MFCC (Mel-Frequency Cepstrum Coefficients) の線形バージョンである LFCC (Linear-Frequency Cepstrum Coefficients) [17] を用いた。分類器はサポートベクタマシン (SVM: Support Vector Machine) を用いて、各セット毎の交差検証を行った。訓練データはさらに 5 分割交差検証を行い、F 値のハイパーパラメータを求めた。各衣服のジェスチャ毎と全体の平均の認識率を図 9 にまとめた。図 9 より、最も認識精度の高い衣服は (a) Y シャツであった。各衣服のジェスチャ毎の周波数特性の変化を図 10 にまとめた。図 10 から分かるように、認識率の高かった (a) Y シャツは、伝導する信号のパワーが最も大きく、周波数帯域の広い部分でジェスチャによる特性変化が見られる。一方、認識率の低かった (c) ジャケットは、36kHz より低い周波数帯域でジェスチャによる特性の変化が明瞭でない。これらの周波数特性の変化の違いが、ジェスチャの認識率

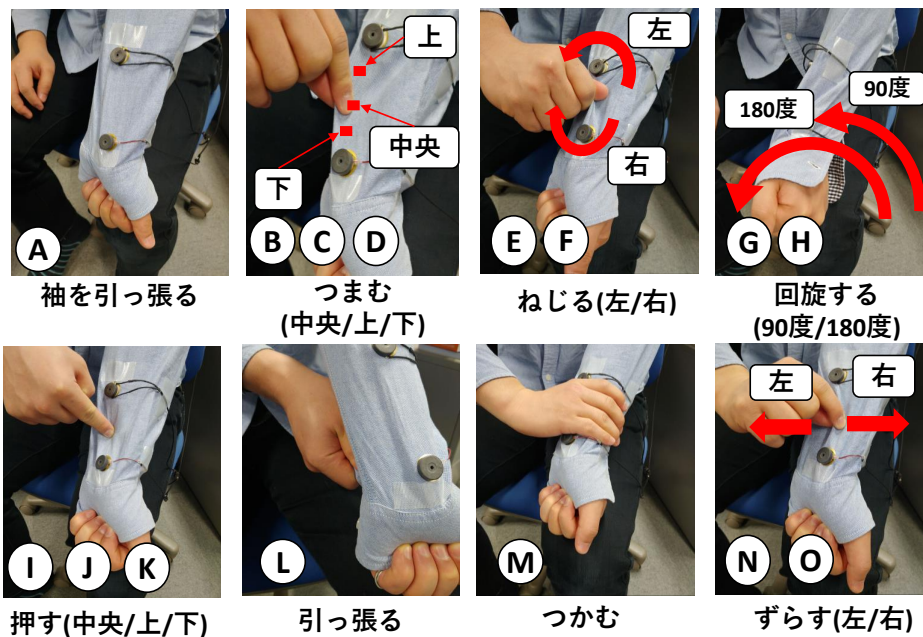


図 7 ジェスチャ

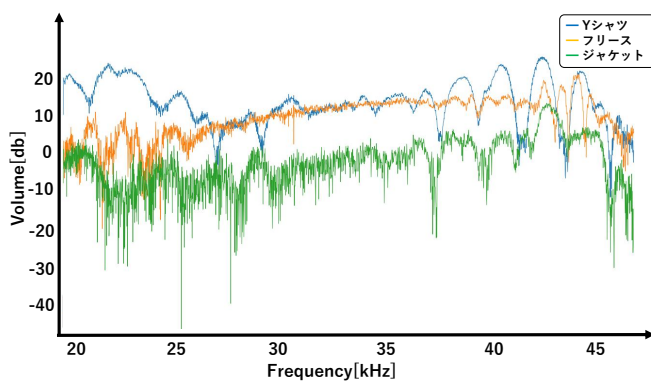


図 8 衣服による周波数特性の変化

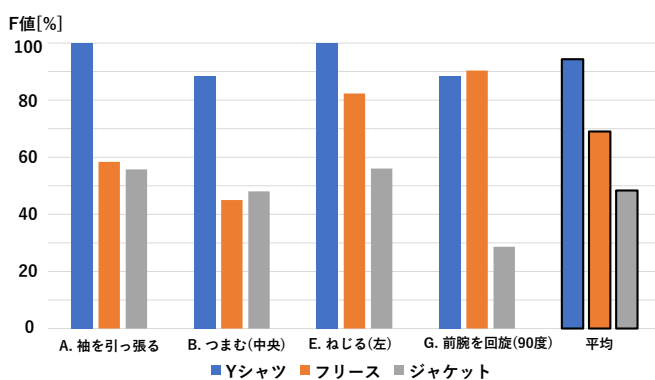


図 9 各衣服のジェスチャ認識率

にも影響したと考えられる。これらの予備実験より、今後の実験には (a) Y シャツを使用する。

4.2 測定信号長・同期加算回数の選定

評価実験に用いる測定信号長と同期加算回数の選定を行った。測定信号長を T 、同期加算回数を N とすると、 T

表 1 信号長と同期加算回数による認識率 [%] と分類間隔 [sec.]

$T \backslash N$	8,192		16,384	
	認識精度	分類間隔	認識精度	分類間隔
3	83.4	0.34	85.8	0.68
6	94.3	0.60	87.8	1.19
9	96.1	0.85	95.6	1.71

T 信号長 N 同期加算回数

が長く、 N が多いほど SN 比は向上するが、1 回の分類にかかる時間間隔も長くなってしまふ。本節では、最適な測定信号長と同期加算回数の組み合わせを選定するために、 T を 8,192 ポイントと 16,384 ポイント、 N を 3 回、6 回、9 回の計 6 種類の組み合わせで認識精度の調査を行った。調査は各組み合わせに対して、4.1 節と同じ 4 種類のジェスチャの伝達関数を測定した。データの測定・分類器の作成の手順は 4.1 節と同じである。各組み合わせの認識精度と分類間隔を表 1 にまとめた。同期加算回数が多くなるほど、認識率は上昇しているが、測定信号長は認識率に影響していない。認識精度が最も高い組み合わせは $T = 8,192$ 、 $N = 9$ であるが、1 回の分類に約 0.85 秒必要になる。分類間隔も考慮し、 $T = 8,192$ 、 $N = 6$ の組み合わせを評価実験の測定信号長と同期加算回数とする。

4.3 ジェスチャの選定

4.1 節と 4.2 節では衣服の選定のために 4 種類のジェスチャで認識率の調査を行った。衣服へのジェスチャは他にも考えられるため、本節では評価実験に用いる最適なジェスチャの選定を行う。評価実験に用いるジェスチャ候補を図 7 にまとめた。それぞれのジェスチャの伝達関数を

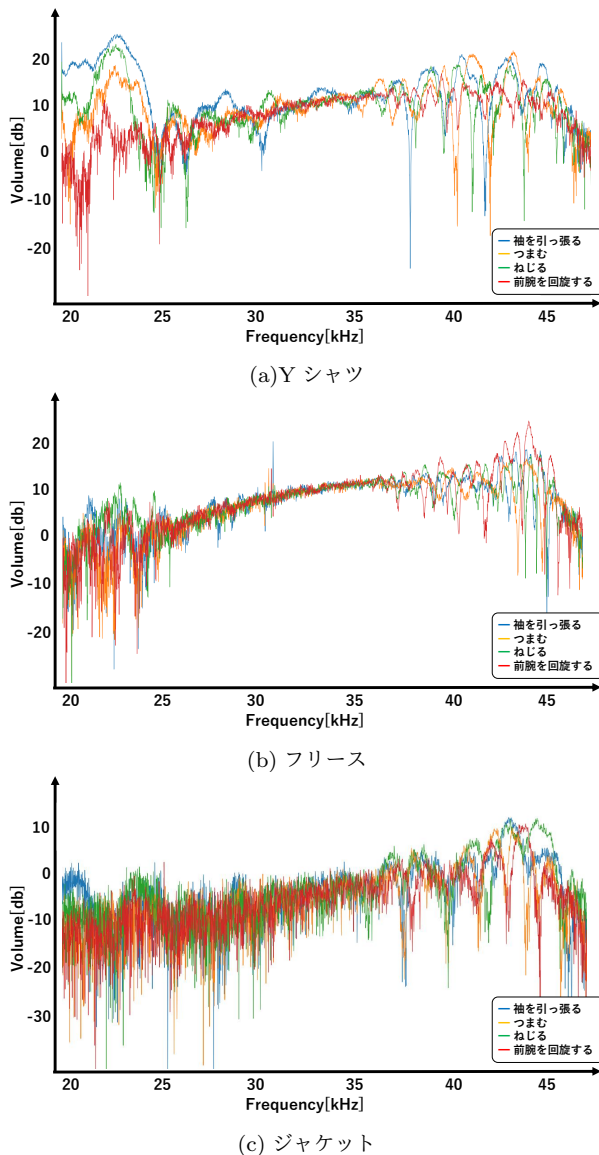


図 10 各衣服のジェスチャによる周波数特性の変化

測定し、機械学習にて認識率の調査を行った。データの測定・分類器の作成の手順は 4.1 節と同様である。図 11 に各ジェスチャの認識精度の混同行列をまとめた。認識精度の最も高かったジェスチャは「A-袖を引っ張る」で F 値が 95.2%、最も低かったジェスチャは「O-右にずらす」で F 値が 18.8%であった。全体の認識精度の平均は 62.5% (F 値)であった。デバイスの操作や入力インタフェースとしての実用を考慮すると、全体の認識率が 62.5%では十分といえない。そこで、想定する利用シーンと、その時に必要なジェスチャを絞ることで提案手法の実用性を評価する。利用シーンとしては、衣服で操作することが考えられる、音楽プレーヤーやコンテンツリーダーの操作を想定する。5 種類のジェスチャをこれらのアプリケーションのコマンドとして選定する。図 11 の混同行列から分かるように、同じジェスチャを異なる位置で行う、衣服をつまむジェスチャ (B, C, D) やねじるジェスチャ (E, F) などは、お互い

		予測ラベル													F値[%]			
正解ラベル	A	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	95.2
	B	0	14	6	11	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42.6
	C	0	2	25	4	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	55.0
	D	0	3	10	19	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	53.0
	E	0	0	0	0	21	13	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	49.8
	F	0	0	0	0	10	21	0	0	0	0	0	1	0	0	3	0	54.9
	G	0	0	0	0	0	0	27	3	5	0	0	0	0	0	0	0	75.7
	H	0	6	1	1	0	0	4	22	1	0	0	0	0	0	0	0	71.7
	I	0	1	2	0	0	0	2	0	17	2	7	1	0	2	1	0	48.0
	J	0	0	0	0	0	0	3	2	2	22	1	0	0	0	5	0	68.2
	K	0	0	2	0	0	0	0	0	8	1	23	0	0	0	1	0	62.8
	L	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	33	0	0	1	0	90.3
	M	6	0	0	0	10	1	0	0	0	0	0	0	18	0	0	0	65.5
	N	0	0	4	0	0	1	0	0	4	2	2	3	0	19	0	0	67.2
	O	0	3	5	1	0	6	0	0	6	3	6	0	0	0	5	0	18.8

図 11 混同行列

を混同している確率が高い。これらのジェスチャから 1 種類のみを選定することで、認識率が上がると考えられる。これらの理由と認識精度などを考慮し、「B-衣服をつまむ (中央), F-右にねじる, G-前腕を 90° 回旋する, J-衣服を押す (中央), L-衣服を引っ張る」の 5 種類のジェスチャを評価実験に用いる。また、アプリケーションの非操作状態として「A-袖を引っ張る」を加えた 6 種類のジェスチャの認識率を評価実験では調査する。

5. 評価実験

5.1 実験環境

予備実験より、評価実験のための最適なデータ測定環境を調査してきた。評価実験の測定環境は以下の通りである。

- 衣服：Y シャツ
- 周波数：18kHz-48kHz
- 信号長：8,192 ポイント
- 同期加算回数：6 回
- ジェスチャ：A, B, F, G, I, L

更に 2 名のボランティアに参加してもらい、合計 3 名の被験者のデータを測定した。データ測定は研究室の学生部屋で座った状態で行った。周りの人には静かにしてもらおうなどの騒音対策は行っていない。最初に、被験者にデータ測定を行うジェスチャを口頭で説明し、全てのジェスチャを再現できるようにする。そして、デバイスを装着した衣服を着用してもらおう。測定手順は、まず被験者にジェスチャを再現させ、維持してもらおう。維持状態を確認したら測定信号を再生し、録音を行う。実験は 1 日で各ジェスチャのデータ測定を行う。各被験者 210 個分の伝達関数 (7 伝達関数 × 6 ジェスチャ × 5 セット) を取得した。

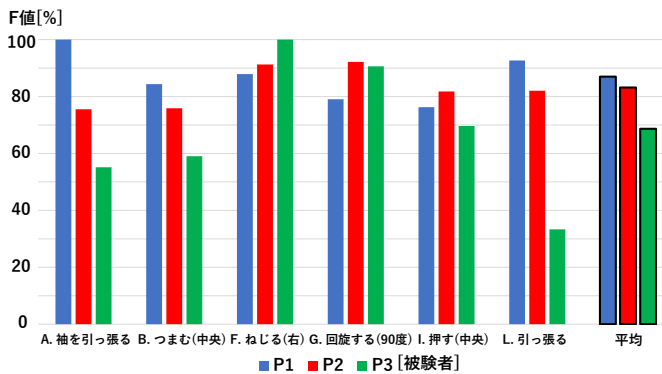


図 12 各被験者毎の認識精度

5.2 実験結果

評価実験で取得したデータを使用して認識精度を確かめた。本論文では各被験者ごとにそれぞれの分類器を作成して、その性能を確かめる。機械学習はセットごとの交差検証を用いた。訓練データはさらに5分割の交差検証を行いF値に基づくハイパーパラメータを求めた。被験者毎に各ジェスチャとその平均の認識精度を図12にまとめた。ラベルは図7の写真内のアルファベットに対応している。被験者全体での平均認識率は79.6% (F値)であった。

6. 考察

6.1 衣服による周波数特性の差異

使用した衣服(図6)では(a) Yシャツの周波数特性が最も効率的に取得できており、ジェスチャの認識率も高かった。この要因は、Yシャツの伸縮性が他の2種類の衣服の中間程度であり、超音波が伝播しやすい衣服であったためと考えられる。しかし、衣服には、様々な素材の繊維が様々な編み方で縫製され構成されており、それぞれのパラメータが周波数特性に影響すると考えられる。本論文では、どのパラメータがどのように周波数特性に影響を与えるか詳細に調査できていない。今後、様々な衣服に情報入力インタフェースを構築するためには、それらのパラメータの特性を詳細に調査する必要がある。また、超音波が伝播しにくい衣服に対しても、マイク・スピーカ間の距離やデバイスの固定方法などを工夫することで情報入力インタフェースを構築できるようにしていく必要がある。

6.2 情報入力インタフェース構築部位

本論文では、情報入力インタフェースを前腕部に構築して、衣服やジェスチャの選定などの調査を行った。しかし、衣服に情報入力インタフェースが構築できる部位は、脚部や腹部など複数考えられる。部位によって最適なジェスチャなどを検討する必要がある、これらの調査も進めていく必要がある。

6.3 デバイスの装着誤差

本実験では、デバイスの着脱を行わずにデータの測定やジェスチャ認識を行った。デバイスは着脱のたびに装着位置が変わるため、得られる周波数特性も毎回変化してしまう。これらの変化が、ジェスチャによる周波数特性の変化と混同されることで誤認識の要因になってしまうと考えられる。今後はこれらのデバイスの装着誤差に頑健な測定信号補正手法を開発し、装着誤差を含んだ状態でのジェスチャ認識の調査を行っていく必要がある。

7. 結論

本研究では、圧電スピーカと圧電マイクを用いて、衣服の変形によって生じる周波数特性の変化を取得し、衣服を利用したジェスチャ入力のための基礎検討を行った。予備実験では最適な衣服や信号設計、ジェスチャの選定などの調査を行った。評価実験では、3名の被験者に対して6種類のジェスチャの認識実験を行った結果、79.6% (F値)の精度で認識することができた。

謝辞 本研究はJSPS科研費JP18K18084の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Huang, D., Zhang, X., Saponas, T. S., Fogarty, J. and Gollakota, S.: Leveraging Dual-Observable Input for Fine-Grained Thumb Interaction Using Forearm EMG, *Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '15, ACM, pp. 523–528 (2015).
- [2] Watanabe, H., Terada, T. and Tsukamoto, M.: Gesture Recognition Method Utilizing Ultrasonic Active Acoustic Sensing, *Journal of Information Processing*, Vol. 25, pp. 331–340 (2017).
- [3] Mujibiya, A., Cao, X., Tan, D. S., Morris, D., Patel, S. N. and Rekimoto, J.: The Sound of Touch: On-body Touch and Gesture Sensing Based on Transdermal Ultrasound Propagation, *Proceedings of the 2013 ACM International Conference on Interactive Tabletops and Surfaces*, ITS '13, pp. 189–198 (2013).
- [4] 堀越 力: ウェアラブルデバイスの現状と将来, 湘南工科大学紀要, Vol. 49, No. 1, pp. 65–73 (2015).
- [5] Parzer, P., Sharma, A., Vogl, A., Steimle, J., Olwal, A. and Haller, M.: SmartSleeve: Real-time Sensing of Surface and Deformation Gestures on Flexible, Interactive Textiles, Using a Hybrid Gesture Detection Pipeline, *Proceedings of the 30th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '17, pp. 565–577 (2017).
- [6] Corinne, M., Oliver, A., Holger, H., Gerhard, T. and Clemens, F.: Recognizing Upper Body Postures using Textile Strain Sensors, *2007 11th IEEE International Symposium on Wearable Computers*, ISWC '07, pp. 29–36 (2007).
- [7] Gioberto, G.: Garment-integrated Wearable Sensing for Knee Joint Monitoring, *Proceedings of the 2014 ACM International Symposium on Wearable Computers: Adjunct Program*, ISWC '14 Adjunct, pp. 113–118 (2014).
- [8] Parzer, P., Perteneder, F., Probst, K., Rendl, C., Leong,

- J., Schuetz, S., Vogl, A., Schwodiauer, R., Kaltenbrunner, M., Bauer, S. and Haller, M.: RESi: A Highly Flexible, Pressure-Sensitive, Imperceptible Textile Interface Based on Resistive Yarns, *Proceedings of the 31st Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '18, pp. 745–756 (2018).
- [9] Liu, R., Shao, Q., Wang, S., Ru, C., Balkcom, D. and Zhou, X.: Reconstructing Human Joint Motion with Computational Fabrics, *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, Vol. 3, No. 1, pp. 19:1–19:26 (2019).
- [10] Shengjian J., C., Thomas, K., Damith C., R. and Christophe, F.: A Modular Textile Antenna Design Using Snap-on Buttons for Wearable Applications, *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 64, No. 3, pp. 894–903 (2016).
- [11] Hudson, S. E., Harrison, C., Harrison, B. L. and LaMarca, A.: Whack Gestures: Inexact and Inattentive Interaction with Mobile Devices, *Proceedings of the Fourth International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction*, TEI '10, pp. 109–112 (2010).
- [12] Dementyev, A., Vega Gálvez, T. and Olwal, A.: SensorSnaps: Integrating Wireless Sensor Nodes into Fabric Snap Fasteners for Textile Interfaces, *Proceedings of the 32Nd Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '19, pp. 17–28 (2019).
- [13] Ono, M., Shizuki, B. and Tanaka, J.: Touch and 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, pp. 31–40 (2013).
- [14] 岩瀬大輝, 伊藤雄一, 秦 秀彦, 山下真由, 尾上孝雄: アクティブ音響センシングによる日常物体識別と位置推定, インタラクション 2018 論文集, 情報処理学会, pp. 62–71.
- [15] 佐藤史明: Swept-Sine 法に基づく音響伝播測定, 音響学会誌, Vol. 63, No. 6, pp. 322–327 (2007).
- [16] 橘 秀樹, 矢野博夫: 環境騒音・建築音響の測定, chapter 5.2 インパルス応答の測定方法.
- [17] Lei, H. and Gonzalo, E. L.: Mel, linear, and antimer frequency cepstral coefficients in broad phonetic regions for telephone speaker recognition, *Proceedings of the 10th Annual Conference of the International Speech Communication Association*, ISCA 2009, pp. 2323–2326 (2009).