

# 板状ゲルへのアクティブ音響センシングによる 押下位置・圧力の同時認識手法の提案

佐々木啓人<sup>1,a)</sup> 渡邊拓貴<sup>2,b)</sup> 寺田 努<sup>1,c)</sup> 塚本昌彦<sup>1,d)</sup>

**概要:** 本研究では、対象物に音響信号を伝播し、その応答を解析することで対象物の状態を認識するアクティブ音響センシングを利用した押下位置・圧力の同時認識手法を提案する。具体的には、感圧タッチパネルのようなインターフェースをどこにでも設置できる環境を目指し、超音波スイープ信号を発信するコンタクトスピーカと超音波を受信するコンタクトマイクを2枚の板状のゲルに挟むことで取り付けた。ユーザのゲル上での操作に伴うゲルの形状変化により、超音波の伝播特性は変化する。この変化を利用して、ゲル表面への押し込み動作の押下位置・圧力を同時に認識する。本研究では、ゲルに超音波を送受信するプロトタイプを実装し、押下ごとの押下圧力を一定に保つ機械を用いて正確にゲル上4箇所それぞれ200gから1000gを200gごとに圧力をかけて認識を行い、提案手法の性能を調査した。評価の結果、認識精度は69.3%であることを確認した。このデータのうち、200g, 600g, 1000gのデータのみを用いて認識を行った結果、認識精度は88.8%であり、誤認識が少ないことが確認できたため、5人の被験者を対象に同様の実験を行った。学習データに機械による実験のデータ、テストデータに被験者それぞれの実験データを使用したところ、認識精度は平均で62.1%となった。

## 1. はじめに

タッチパネルなどの接触感知型のインターフェースはスマートフォンなど様々なものに使用されており、重要な技術となっている。主流となっている位置の検出に加え、圧力やせん断力を感知する機能の追加は多様なタッチインタラクションを可能にする。しかしながら、位置検出、圧力検知、せん断力の検知にはそれぞれ異なるセンサが必要となり、機能追加のためにはコストが生じる。そこで本研究では、対象物に音響信号を流し、その伝播応答から対象物の形状変化を認識するアクティブ音響センシングと、圧力をかけた際に変形するゲルの粘弾性に着目し、ゲルへのアクティブ音響センシングにより、ゲルに対する動作認識を行い、押下位置、圧力、せん断力を同時に識別する手法を提案する。具体的には、コンタクトスピーカとコンタクトマイクを2枚の板状ゲルで挟むことで取り付ける。スピーカから超音波スイープ信号を発信し、マイクでゲルを伝播

した超音波を取得する。ゲルに触れる位置や力の強さ、向きによって超音波の伝播特性が変化し、ゲルに対する詳細な操作が取得可能である。提案手法では、単一のセンサでゲルに触れる位置、押し込む力の強さ、向きが同時に取得できるため、複数のセンサを用いることなくシンプルな構成で押下位置押下圧力、せん断力等の詳細な行動が識別できる可能性がある。

本論文では、この中でもまず押下位置と圧力に着目し、提案手法の有効性を確かめるために評価実験を行った。機械を用いた正確な押し込みによって押下位置、押下圧力それぞれの認識精度を確認し、提案手法の可能性を検討した上で、押下位置と圧力の同時認識を機械を用いて行い、人に対しても同様の実験を行うことで提案手法の有効性を評価した。

## 2. 関連研究

### 2.1 タッチセンシング技術

タッチパネルやタッチスクリーンなどの表面上でのタッチインタラクションの種類を豊富にするために多くの研究が行われている。Apple社のiPhone[1]などのスマートフォンで使用されている静電容量方式のタッチセンサは小型のフォームファクタを実現できる。しかし、静電容量に基づいているため、接触している部分の面積しか測定で

<sup>1</sup> 神戸大学大学院工学研究科  
Graduate School of Engineering, Kobe University  
<sup>2</sup> 北海道大学大学院情報科学研究科  
Graduate School of Information Science and Technology,  
Hokkaido University  
a) kaito-sasaki@stu.kobe-u.ac.jp  
b) hiroki.watanabe@ist.hokudai.ac.jp  
c) tsutomu@eedept.kobe-u.ac.jp  
d) tuka@kobe-u.ac.jp

きず、異なる圧力レベルを確実に識別できない。そこで、Resenberg らは、力可変抵抗器のマトリクスを用いることでマルチタッチタッチパッドである UnMousePad[2] を開発した。これにより、柔軟で安価な感圧式のマルチタッチ入力を可能とした。しかし、この研究では圧力分布を確認することはできるが、せん断力がどのようになっているかは見ることができない。

Vogt ら [3] はシリコンゴム基材に導電性液体を充填したマイクロチャンネルを埋め込むことでソフト多軸力センサを実現した。これにより、法線および面内のせん断力測定を可能とした。しかし、このセンサは高価であることが予想され、また、構造が複雑であるため私たちの生活に普及することは困難だと考えられる。本研究では、ゲルと一対のコンタクトマイクとコンタクトスピーカのみで構成されるため、低コストで実現できる。

## 2.2 アクティブ音響センシング

アクティブ音響センシングとはスピーカから音を出力し、物体等を伝播してきた音をマイクで取得し解析するセンシング手法である。潜水艦や漁船に搭載されているアクティブソナー [4] はその代表例であり、パルス状の音を送信し、その音に対する反応のタイミングを計ることで周囲の物体を検出し、距離を測定する。タッチパネル方式の一つである表面弾性波方式 (SAW: Surface Acoustic Wave) [5] ではアクティブ音響センシングが用いられている。この方式ではガラスなどの基盤の隅に複数の圧電素子を取り付け振動波を発生させる。パネルをタッチした際に生じる振動の減衰を検出することで、タッチ位置を推定する。

研究分野においては、Ono ら [6] は、物体に一対のコンタクトマイクとコンタクトスピーカを装着することでタッチ入力を認識し、既存の物体へのインタラクティブ性を付与する手法を提案している。これにより、タッチ入力を扱う物体をプロトタイピングする際のハードウェア構築を容易にする。岩瀬ら [7] は、アクリル製平板に一対のマイクとスピーカを取り付け、アクリル板に置いた物体の種類と位置を識別する手法を提案している。単一の物体だけではなく、複数の物体を置いた際の同時認識もできる。Acoustruments[8] では、スマートフォンのスピーカからマイクへと続く管のようなアタッチメントを装着し、スピーカから超音波を発信する。ユーザがアタッチメントに触れる場所によって伝播の特性が変化し、ユーザの操作が認識できる。アタッチメントの種類を変えることで近接センサや圧力センサのような使い方もできる。また、Ono ら [9] は、物体に一対のコンタクトマイクとコンタクトスピーカを装着することで押下圧力に加えて物体への接触の有無を認識する手法を提案している。これにより、力を感知する物体の試作を容易にする。

これらの研究では、アクティブ音響センシングを用いる

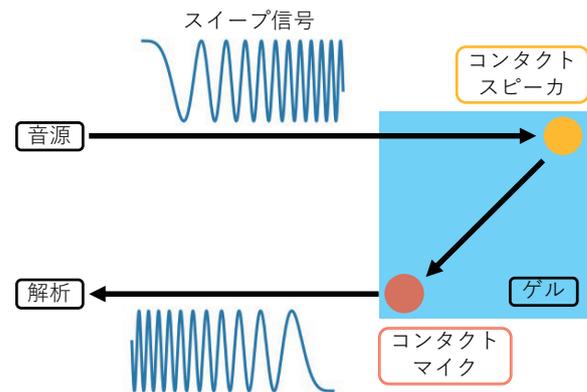


図1 システム構成

ことで物体への触れ方や触れる力の強さを認識し、タッチインタラクティブを増加させる手法として提案されている。本研究の着想はアクティブ音響センシングを物体に用いたユーザの動作認識という点ではこれらと同様であるが、触れる位置やその強さに加え、せん断力などがかった時も変形して音響特性が変化すると思われる板状ゲルを用いてそれらの状態を同時認識できるという点でこれらの研究とは異なる。

## 3. システム構成

本研究の想定環境では、図1に示すように、ゲルにコンタクトスピーカとコンタクトマイクを取り付け、コンタクトスピーカから超音波周波数のスイープ信号を繰り返し発信する。コンタクトマイクでは、ゲルを伝播してきた超音波を取得し、高速フーリエ変換 (FFT: Fast Fourier Transform) を計算する。本研究で用いるサンプリング周波数は96kHzで、FFT時のポイント数は8192とした。図2に示すように、ゲルを押す位置や力の入れ具合によるゲルの形状変化に伴い、得られる周波数特性が変化する。これによりユーザがゲルのどの位置をどのくらいの強さで押しているか確認できる。スピーカから発信される音は超音波であるため、空中に伝播した音は人に聞こえない。

以下、スイープ信号の生成、動作認識手法について詳細を述べる。

### 3.1 スイープ信号の生成

スイープ信号とは、一定期間に連続的に周波数を変化させる信号のことで、1つの信号で一度に任意の周波数帯域の特性を測定したいときに用いられる。スイープ信号は、建築音響測定や音響機器の測定などによく用いられる。

時間変化する周波数を  $f(t)$  とおくと、時刻  $t$  におけるサイン波の値は  $\sin(2\pi \int f(t)dt)$  で求められる。ここで、スイープ信号のスタート周波数を  $f_0$ 、ストップ周波数を  $f_1$ 、スイープ信号の一回あたりの時間を  $T$  とおくと、リニアに変化する  $f(t)$  は以下の式で示される。

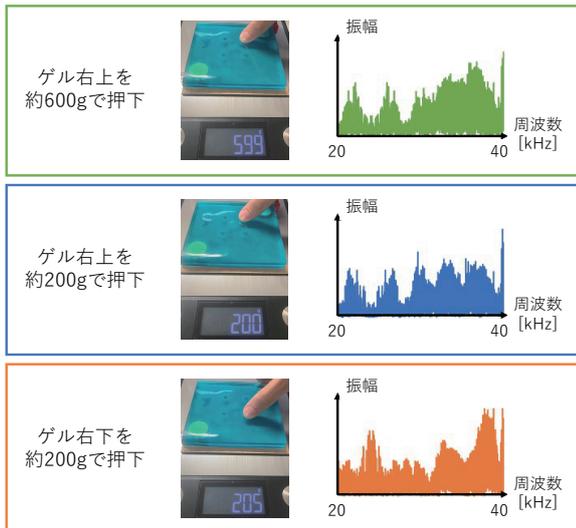


図 2 周波数特性の変化

$$f(t) = \frac{f_1 - f_0}{T}t + f_0 \quad (1)$$

したがって、時刻  $t$  におけるスイープ信号は以下の式から求められる。

$$\sin \left\{ 2\pi t \left( \frac{f_1 - f_0}{2T}t + f_0 \right) \right\} \quad (2)$$

本研究では、文献 [6] を参考に、 $f_0$  を 20kHz、 $f_1$  を 40kHz、 $T$  を 0.02s とした。

### 3.2 動作認識手法

一般的にセンサデータや音響データによる認識を行う際には、得られた値をそのまま使用せず、挙動を効率的に把握するために特徴量抽出と呼ばれる処理を行う。本研究では、特徴量として線形周波数ケプストラム係数 (LFCC: Linear Frequency Cepstral Coefficients) を用いた。LFCC は線形フィルタバンクを使用することから高周波領域において特に用いられる。本研究では、線形フィルタバンクを 20kHz から 40kHz に 20 個並べたものを使用した。得られる 20 次元の値のうち、一般的に 1 次元目の値を取り除くため、残りの 19 次元の値を特徴量とした。

認識方法には Support Vector Machine (SVM) を用いた。SVM は自然言語処理や音声および画像認識などの多くの分類と回帰の問題に使用される教師あり学習アルゴリズムであり、あるクラスのデータ点と別のクラスのデータ点を分離する超平面を見つけることによって識別を行う。

## 4. 実装

### 4.1 ハードウェア

提案手法を実装したものを図 3 に示す。10cm 四方のゲル 2 枚でコンタクトスピーカとコンタクトマイクを対角線上になるように挟むことで固定した。これにより、スピーカとマイクの位置ずれによって発生する周波数特性の変化

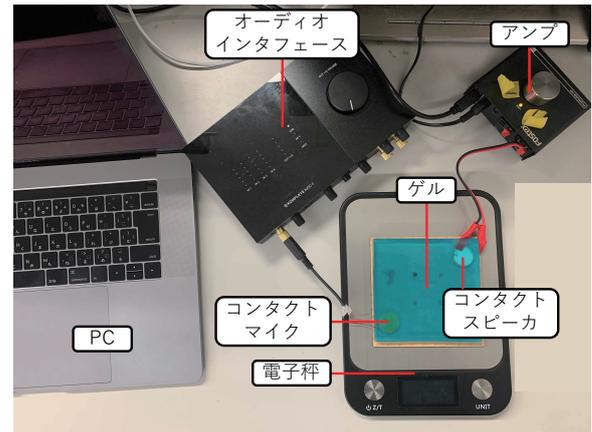


図 3 実装デバイス

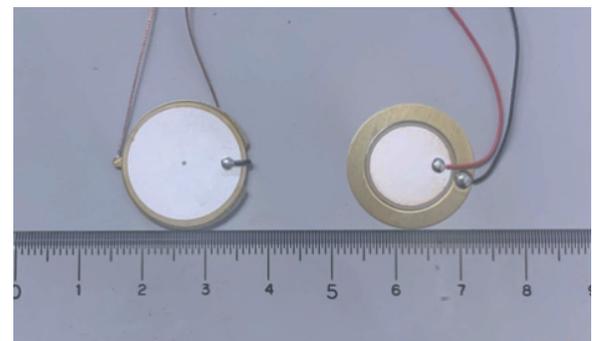


図 4 (左) コンタクトスピーカと (右) コンタクトマイク

を防いだ。PC から発信された超音波スイープ信号は、アンプによって増幅された後、コンタクトスピーカを通してゲルに発信される。アンプには FOSTEX PC200USB-HR、コンタクトスピーカには Thrive OMR20F10-BP310 (図 4 左) を用いた。ゲルを伝播した超音波スイープ信号はコンタクトマイクで検出され、オーディオインタフェースを通して PC で録音される。コンタクトマイクには Murata 7BB-20-6L0 (図 4 右)、オーディオインタフェースには NATIVE INSTRUMENTS KOMPRETE AUDIO 6 を用いた。録音時のサンプリング周波数は 96kHz、量子化ビット数は 16bit とした。超音波スイープ信号の発信、録音、また、取得したデータの解析を行った PC は、Apple 社の MacBook Pro (CPU: Intel Core i7 2.7GHz, RAM: 16GB) を使用した。

### 4.2 ソフトウェア

超音波スイープ信号の生成用のソフトウェアには Audacity、マイクから得た音の録音用には Ocenaudio を使用した。また、データ解析用のソフトウェアは Python を用いて実装した。本論文では、サンプリング周波数を 96kHz、FFT 時のサンプル数は 8192 サンプルとした。標準化定理より、このうち有効な前半 4096 点のデータを取得する。さらにこの中で 20kHz から 40kHz に相当する点を取り出す。この振幅スペクトルの値と線形フィルタバンクの値を

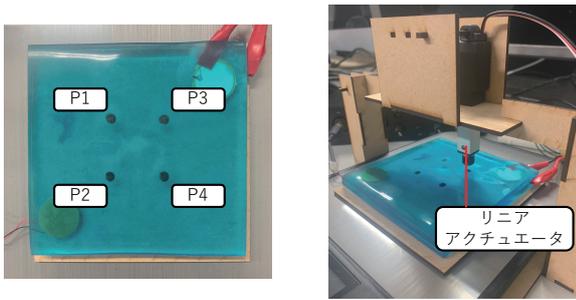


図 5 (左) 押下位置 (右) 機械による押下の様子

P1	1000	0	0	0
P2	0	1000	0	0
P3	0	0	1000	0
P4	0	0	0	1000
	P1	P2	P3	P4

図 6 機械による押下位置の認識結果

かけ、得られた値の和の対数を取り、離散コサイン変換することで LFCC を抽出する。

## 5. 評価実験

### 5.1 機械による押下位置の認識

提案手法の可能性を検討するため、機械を用いた正確な押し込みによって 4 箇所を押下位置の認識精度を求めた。押下箇所は図 5 左に示す黒色の点を目印としたゲル上の P1 から P4 とした。1 回あたり約 3 秒間ゲルを押し込み、19 次元の LFCC を 25 個抽出した。1 箇所につきこの動作を 20 回行い、合計 500 個の特徴量を得た。4 箇所においてこの一連の動作を行ったものを 1 セットとした。押し込む力の強さは全箇所 500g とした。2 セット行い、2 分割交差検証により評価した。押し込み時に用いた機械はリニアアクチュエータ (Actuonix L12-30-210-6-R) であり、Arduino Nano を用いて制御した。また、図 5 右に示すようにしてゲルを上から正確に押すことのできる設計とした。リニアアクチュエータの起動後、ゲルの下にある電子秤が目標の値となったタイミングで録音を行った。

認識結果を混同行列にて図 6 に示す。押下位置の認識精度は 100.0% となり、押下位置を確実に認識できているといえる。

### 5.2 機械による圧力の認識

提案手法の可能性を検討するため、機械を用いた正確な押し込みによって 6 段階の圧力の認識精度を求めた。6 段階は、200g から 1000g まで 200g ごとの 5 段階にゲルを押し込んでいない通常の状態 (以降 0g と呼ぶ) を加えたものとした。押下箇所はゲルの中心とした。1 回あたり約 5 秒間ゲルを押し込み、19 次元の LFCC を 50 個抽出した。1 つの重さにつきこの動作を 10 回行い、合計 500 個の特徴量を得た。6 段階の重さについてこの一連の動作を行った

0g	1000	0	0	0	0	0
200g	0	682	0	0	24	294
400g	0	0	889	111	0	0
600g	0	0	59	609	331	1
800g	0	53	0	195	544	208
1000g	0	363	0	0	248	389
	0g	200g	400g	600g	800g	1000g

図 7 機械による圧力の認識結果

ものを 1 セットとした。2 セット行い、2 分割交差検証により評価した。押し込み時に用いた機械と手法については 5.1 節と同様である。

認識結果を混同行列にて図 7 に示す。圧力の認識精度は 68.6% となった。押下位置に比べて精度は低く、200g と 1000g で互いに誤認識が発生しているが、近い値の重さで誤認識されているものが多く、概ね良い結果といえる。

### 5.3 機械による押下位置・圧力の同時認識

5.1 節、5.2 節の実験結果より、提案手法の可能性が示されたため、提案手法の有効性を評価するために機械を用いた正確な押し込みによって押下位置と圧力を同時に認識し、精度を求めた。押下位置は 5.1 節と同様に図 5 左に示す 4 箇所、それぞれの箇所 200g から 1000g まで 200g ごとに押し込みを行った。これに 0g を加えた計 21 種類で識別を行った。手順は 5.2 節と同様で、1 回あたり約 5 秒間ゲルを押し込み、19 次元の LFCC を 50 個抽出、この操作を 10 回繰り返して合計 500 個の特徴量を得た。21 種類の動作全てにおいてこの一連の動作を行ったものを 1 セットとした。本実験は 5 セット行い、5 分割交差検証により評価した。押し込み時に用いた機械と手法については 5.1 節と同様である。

認識結果を混同行列にて図 8 に示す。認識精度は 69.3% となった。誤認識されたものの多くは圧力のみ誤っており、押下位置については正しく認識されていた。しかし、圧力が離れた重さの値で誤認識されたものが 5.2 節の結果と比べて多く存在した。そのため、認識可能な圧力の粒度を調査するため、本実験で収集したデータのうち、0g、200g、600g、1000g のみのデータを用いて認識精度を求め、その結果を図 9 に示した。認識精度は 88.8% となり、全てのデータを用いた認識結果と比べて精度の上昇が見られた。したがって、提案手法では認識対象とする圧力の粒度は 400g 以上とするのが良いといえる。

### 5.4 人による押下位置・圧力の同時認識

5.3 節での実験結果より、機械ではゲルを押し込む強さに 400g の差分があれば認識できることが確認できたため、人に対しても認識可能か調査するための実験を行った。押下位置はこれまでと同様の 4 箇所、それぞれの箇所 200g

	0g	2500	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
P1	200g	0	1723	109	14	38	616	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	400g	0	7	2452	41	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	600g	0	230	78	1435	745	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	800g	0	241	0	810	1400	49	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	1000g	0	1031	17	16	91	1345	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
P2	200g	0	0	0	0	0	0	1518	0	121	188	673	0	0	0	0	0	0	0	0	
	400g	0	0	0	0	0	0	0	2212	281	2	5	0	0	0	0	0	0	0	0	
	600g	0	0	0	0	0	0	2	363	1490	585	60	0	0	0	0	0	0	0	0	
	800g	0	0	0	0	0	0	99	44	1058	940	359	0	0	0	0	0	0	0	0	
	1000g	0	0	0	0	0	0	563	6	421	580	930	0	0	0	0	0	0	0	0	
P3	200g	0	0	0	0	23	0	0	0	0	0	0	1963	2	0	62	450	0	0	0	
	400g	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	2291	138	47	20	0	0	0	0	
	600g	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	252	1990	253	5	0	0	0	0	
	800g	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	37	29	357	1552	524	0	0	0	
	1000g	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	715	2	12	362	1409	0	0	0	
P4	200g	3	0	0	0	486	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1904	0	0	0	107	
	400g	0	0	1	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	108	2215	60	0	113	
	600g	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21	39	1886	87	456	
	800g	0	0	0	0	81	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14	0	209	1658	538	
	1000g	0	0	0	3	326	0	0	0	0	0	0	0	0	0	398	0	9	213	1551	
	0g	200g	400g	600g	800g	1000g	200g	400g	600g	800g	1000g	200g	400g	600g	800g	1000g	200g	400g	600g	800g	1000g
				P1			P2					P3					P4				

図 8 機械による押下位置・圧力同時認識結果

	0g	2500	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P1	200g	0	2264	137	99	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	600g	0	11	2486	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	1000g	0	347	0	2153	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	200g	0	0	0	0	1951	0	549	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P2	600g	0	0	0	0	0	2433	67	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	1000g	0	0	0	0	235	156	2109	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	200g	0	0	0	85	0	0	0	2123	3	289	0	0	0	0	0	0	0	0
P3	600g	0	0	0	0	0	0	0	4	2386	110	0	0	0	0	0	0	0	0
	1000g	0	0	0	1	0	0	0	176	66	2257	0	0	0	0	0	0	0	0
	200g	3	0	0	442	0	0	0	0	0	0	0	2055	0	0	0	0	0	0
P4	600g	0	0	1	15	0	0	0	0	0	0	0	344	2140	0	0	0	0	0
	1000g	0	0	0	267	0	0	0	0	0	0	0	231	6	1996	0	0	0	0
		0g	200g	600g	1000g														
			P1			P2			P3			P4							

図 9 機械による押下位置・圧力同時認識結果 (0g, 200g, 600g, 1000g)

	0g	1250	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P1	200g	0	1210	0	40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	600g	0	0	1250	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	1000g	0	25	0	1225	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	200g	0	0	0	0	1166	0	84	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P2	600g	0	0	0	0	0	1245	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	1000g	0	0	0	0	57	21	1172	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	200g	0	0	0	0	0	0	0	1056	21	173	0	0	0	0	0	0	0
P3	600g	0	0	0	0	0	0	0	2	1240	8	0	0	0	0	0	0	0
	1000g	0	0	0	0	0	0	0	65	31	1154	0	0	0	0	0	0	0
	200g	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	1235	13	0	0	0	0	0
P4	600g	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1249	1	0	0	0	0
	1000g	0	19	0	0	0	0	0	0	0	0	2	14	1215	0	0	0	0
		0g	200g	600g	1000g													
			P1			P2			P3			P4						

図 10 人による押下位置・圧力同時実験結果 (学習データ：被験者自身のデータ)

子秤が 200g, 600g, 1000g となるように押し込みを行ってもらった。これに 0g を加えた計 13 種類で識別を行った。この時、ゲルへの押し込みは親指に限定した。1 回あたり約 5 秒間ゲルを押し込み、19 次元の LFCC を 50 個抽出、この操作を 5 回繰り返して合計 250 個の特徴量を得た。13 種類の動作全てにおいてこの一連の動作を行ってもらった。上記の操作より得られた 1 人分のデータを 5 分割交差検証にて評価した。被験者は 20 代の男性 5 名で行った。

被験者全員分の結果をまとめた混同行列を図 10 に示す。被験者 5 人の認識精度の平均は 96.4% となった。この結果から、人に対しても提案手法が有効であると考えられる。上記の結果から、学習データを被験者自身以外のデータとした時の認識精度を調査するため、被験者 1 人分のデータをテストデータ、5.3 節で得られた機械によるデータを学習データとして認識を行い、評価した。被験者全員分の結果をまとめた混同行列を図 11、被験者ごとの各動作の精度

	0g	1204	0	43	0	2	0	1	0	0	0	0	0	0
P1	200g	0	385	492	373	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	600g	0	133	419	693	0	0	0	0	0	5	0	0	0
	1000g	0	159	51	1040	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P2	200g	0	0	0	0	812	0	438	0	0	0	0	0	0
	600g	0	0	0	0	134	1046	61	0	8	0	0	1	0
	1000g	0	0	47	0	254	210	738	0	0	0	1	0	0
P3	200g	0	0	0	0	11	0	49	157	504	529	0	0	0
	600g	0	0	0	0	0	0	1	42	756	451	0	0	0
	1000g	0	0	0	0	0	0	13	80	227	930	0	0	0
P4	200g	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	919	5	324
	600g	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	689	554
	1000g	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	246	989
	0g	200g	600g	1000g										
		P1			P2			P3			P4			

図 11 人による押下位置・圧力同時実験結果（学習データ：機械によるデータ）

をまとめたものを表 1 に示す。被験者 5 人の認識精度の平均は 62.1% となった。図 11 より、機械と同様に人でも押下位置の認識率は高い。しかし、表 1 からわかるように、被験者によってはほとんどで誤認識が起きている動作が見られる。

機械による押し込みと人による押し込みに違いがあるかを確認するため、leave-one-subject-out cross-validation で評価を行った。被験者全員分の結果をまとめた混同行列を図 12、被験者ごとの各動作の精度をまとめたものを表 2 に示す。被験者 5 人の認識精度の平均は 74.6% であった、機械による押し込みのデータを学習データとした時に比べて平均の精度は上昇したが、認識率が低いところでは被験者 C の P1 の 1000g などで見られるように全く認識できていないところや認識率が一桁台のところが多く存在し、認識できているところとできていないところの差が大きくなった。

最後に、機械と人の両方の押し込みのデータを使用することで精度が向上するか確認するために識別を行った。5 人の被験者のデータの内、1 人分をテストデータとし、機械によるデータと他 4 人の被験者のデータを合わせたものを学習データとして認識を行った。被験者全員分の結果をまとめた混同行列を図 13、被験者ごとの各動作の精度をまとめたものを表 3 に示す。被験者 5 人の認識精度の平均は 77.6% であった。平均の精度は上昇したが、人による押し込みのデータのみでの認識と同様に認識できているところとできていないところの差が大きくなった。

## 6. 考察

本論文では、ゲルに対して力を加える位置や強さを変化させることで、ゲルの形状変化を識別できると仮定して実験を行ったが、圧力の認識精度にはばらつきがあった。この要因として機械による押し込みに用いたリニアアクチュエータと人の指の大きさが違うことから、同じ力の強さで押しているにも関わらずゲルの形状に若干の違いが現れたため、人のデータに対して、機械のデータより他の被験者

表 1 人による押下位置・圧力同時認識結果  
（学習データ：機械によるデータ） [%]

	被験者	A	B	C	D	E
	0g	100.0	100.0	81.6	100.0	100.0
P1	200g	24.0	8.4	42.4	42.8	36.4
	600g	38.0	22.0	23.6	6.8	77.2
	1000g	100.0	99.2	28.0	100.0	88.8
P2	200g	44.4	89.2	72.8	55.6	62.8
	600g	98.0	85.2	57.2	96.4	81.6
	1000g	74.8	63.6	79.6	74.8	2.4
P3	200g	27.6	2.0	17.6	2.8	12.8
	600g	77.6	96.4	22.0	11.2	95.2
	1000g	62.0	100.0	78.0	99.6	32.4
P4	200g	93.6	21.2	94.0	59.2	99.6
	600g	63.6	92.8	98.4	13.6	7.2
	1000g	96.8	71.6	33.6	98.8	94.8
	Average	69.3	65.5	56.1	58.6	60.9

のデータを学習データとする方が精度が良くなったと考えられる。また、機械での押し込みではプラスマイナス 5g 程度の力のブレであったのに対して、人による押し込みでは最大でプラスマイナス 50g 程度のブレがあったことで周波数特性に乱れが生じたことも考えられる。力のブレについては改善が難しいため、同じ被験者で同様の実験を数回行うことや被験者数を増やすことによって認識精度の変化を調査する必要があると考える。

今回行った実験の全てで押下位置では高い認識精度が得られた。実験では 4 箇所のみでの識別であったが、現在以上の数に増加させることが可能であると考えられるため、どれだけの箇所での識別可能か、また、圧力に関してもどれだけの差分をつけて何段階での識別が可能かといった、粒度に関する調査を行う予定である。

本論文では押下位置と圧力のみに着目して実験を行ったが、ゲル表面に対して水平方向に力を加えることで発生するせん断力や、複数の箇所を同時に押し込むマルチタッチ等の様々な手法で認識を行うことによって、更なるタッチインタラクションの増加に向けて調査をしていく予定である。

	0g	1235	9	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P1	200g	0	878	6	366	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	600g	0	12	1226	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	1000g	0	416	143	691	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P2	200g	0	0	0	0	950	9	257	0	0	0	34	0	0
	600g	0	0	0	0	0	1210	28	1	10	0	0	0	1
	1000g	0	4	0	0	266	344	633	0	3	0	0	0	0
P3	200g	0	0	0	0	0	0	0	866	20	364	0	0	0
	600g	0	0	0	0	0	3	0	32	1188	27	0	0	0
	1000g	0	0	0	0	0	0	0	549	17	684	0	0	0
P4	200g	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	1202	1	45
	600g	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	57	847	346
	1000g	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	249	480	519
	0g	200g	600g	1000g										
		P1			P2			P3			P4			

図 12 人による押下位置・圧力同時実験結果 (学習データ：他の被験者のデータ)

	0g	1239	9	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
P1	200g	0	907	24	319	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	600g	0	19	1215	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	1000g	0	327	73	850	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P2	200g	0	0	0	0	943	3	274	0	0	0	30	0	0
	600g	0	0	0	0	1	1229	19	0	0	0	0	0	1
	1000g	0	1	14	0	224	246	765	0	0	0	0	0	0
P3	200g	0	0	0	0	0	0	0	930	33	287	0	0	0
	600g	0	0	0	0	0	0	1	64	1161	21	3	0	0
	1000g	0	0	0	0	0	0	0	423	41	786	0	0	0
P4	200g	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1196	1	53
	600g	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	782	438
	1000g	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	241	396	610
	0g	200g	600g	1000g										
		P1			P2			P3			P4			

図 13 人による押下位置・圧力同時実験結果 (学習データ：機械と他の被験者のデータ)

表 2 人による押下位置・圧力同時認識結果  
(学習データ：他の被験者のデータ) [%]

	被験者	A	B	C	D	E
	0g	100.0	100.0	94.0	100.0	100.0
P1	200g	45.2	99.6	100.0	6.4	100.0
	600g	100.0	100.0	91.2	99.2	100.0
	1000g	98.0	20.0	0.0	99.2	59.2
P2	200g	55.6	96.0	98.0	86.0	44.4
	600g	100.0	96.8	94.0	94.0	99.2
	1000g	40.0	93.6	55.6	64.0	0.0
P3	200g	35.6	85.2	100.0	32.4	93.2
	600g	83.2	97.2	94.8	100.0	100.0
	1000g	97.6	30.0	5.2	98.8	42.0
P4	200g	100.0	82.0	100.0	100.0	98.8
	600g	100.0	99.6	100.0	0.0	39.2
	1000g	2.8	99.6	1.2	4.8	99.2
	Average	73.7	84.6	71.8	68.1	75.0

表 3 人による押下位置・圧力同時認識結果  
(学習データ：機械と他の被験者のデータ) [%]

	被験者	A	B	C	D	E
	0g	100.0	100.0	95.6	100.0	100.0
P1	200g	65.6	100.0	100.0	1.6	95.6
	600g	99.2	97.2	92.8	98.8	98.0
	1000g	100.0	56.0	4.4	98.0	81.6
P2	200g	54.4	98.0	95.2	87.6	42.0
	600g	99.6	96.4	97.6	98.8	99.2
	1000g	67.2	94.0	67.2	74.0	3.6
P3	200g	78.4	80.8	99.6	29.2	84.0
	600g	82.0	96.4	86.0	100.0	100.0
	1000g	86.0	72.8	5.2	99.2	51.2
P4	200g	100.0	82.0	96.8	100.0	99.6
	600g	100.0	100.0	100.0	0.0	12.8
	1000g	39.2	99.2	2.4	4.4	98.8
	Average	82.4	90.2	72.5	68.6	74.3

## 7. まとめ

本論文ではアクティブ音響センシングを板状ゲルに用いることによる押下位置と圧力を同時に認識する手法を提案した。機械を用いてゲル上 4 箇所をそれぞれ 5 段階の重さで力を加えた状態とゲルに触れていない状態の計 21 種類の動作で認識を行った結果から、人でゲル上 4 箇所を 3 段階の強さで押し込み、それにゲルに触れていない状態を加

えた計 13 種類の動作で認識し、評価した。その結果、5 人の被験者に対して平均 77.6% の認識率で識別できた。

今後の展望としては、精度向上を目的とした更なる実験を行うこと、また、タッチインタラクションの増加を目的としたせん断力やマルチタッチでの認識の調査を行っていく予定である。

謝辞 本研究の一部は、JST CREST(JPMJCR18A3) の支援によるものである。ここに記して謝意を表す。

## 参考文献

- [1] Apple: iPhone, <https://www.apple.com/jp/iphone/>.
- [2] I. Rosenberg, and K. Perlin: The UnMousePad - An Interpolating Multi-Touch Force-Sensing Input Pad, *Journal of ACM Transactions on Graphics*, Volume 28, Issue 3, No. 65, pp. 1-9 (Aug. 2009).
- [3] D. M. Vogt, Y.-L. Park, and R. J. Wood: Design and Characterization of a Soft Multi-Axis Force Sensor Using Embedded Microfluidic Channels, *Journal of IEEE Sensors Journal*, Volume 13, Issue 10, pp. 4056-4064 (Oct. 2013).
- [4] J. L. Stewart, and E. C. Westerfield: A Theory of Active Sonar Detection, *Proc. of the IRE*, Volume 47, Issue: 5, pp. 872-881 (May. 1959).
- [5] M. C. Brenner, and J. J. Fitzgibbon: Surface acoustic wave touch panel system, US Patent 4644100, Feb. 17 (1987).
- [6] M. Ono, B. Shizuki, and J. Tanaka: Touch & Activate: Adding Interactivity to Existing Objects using Active Acoustic Sensing, *Proc. of the 26th Symposium on User Interface Software and Technology (UIST '13)*, pp. 31-40 (Oct. 2013).
- [7] 岩瀬大輝, 伊藤雄一, 秦 秀彦, 山下真由, 尾上孝雄: アクティ音響センシングによる日常物体識別と位置推定, *インタラクシオン 2018 論文集*, pp. 62-71 (Feb. 2018).
- [8] G. Laput, E. Brockmeyer, S. E. Hudson, and C. Harrison: Acoustruments: Passive, Acoustically-Driven, Interactive Controls for Handheld Devices, *Proc. of the 33rd Conference on Human Factors in Computing System (CHI '15)*, pp. 2161-2170 (Apr. 2015).
- [9] M. Ono, B. Shizuki, and J. Tanaka: Sensing Touch Force using Active Acoustic Sensing, *Proc. of the 9th International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction (TEI 2015)*, pp. 355-358 (Jan. 2015).