

# 触対象の物理特性とヒトの触覚認知情報 統合のための触覚データマイニング

2022年2月

長友 竜帆

# 触対象の物理特性とヒトの触覚認知情報統合のための 触覚データマイニング

-目次-

第1章 序論.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 触覚.....	4
1.2.1 触覚とは.....	4
a. 触覚受容器の応答特性.....	7
b. 触覚受容器の分解能.....	9
1.2.2. 触覚テクスチャの材質感次元と知覚メカニズム.....	9
1.2.2.1. 粗さの知覚メカニズム.....	9
1.2.2.2. 硬軟の知覚メカニズム.....	10
1.2.2.3. 摩擦の知覚メカニズム.....	10
1.2.2.4. 温冷の知覚メカニズム.....	10
1.2.3. 触覚提示と触感認知過程.....	11
1.3 触覚データマイニング.....	12
1.3.1. データマイニングとは.....	12
1.3.2. データマイニングの分類.....	12
1.3.2.1. クラス分類型.....	13
1.3.2.2. クラスタ分割型.....	13
1.3.2.3. 演繹データベース検索型.....	13
1.3.2.4. 視覚化型.....	13
1.3.2. 触覚研究への応用.....	13
1.4 触覚センサの従来研究.....	16
1.4.1 検出原理による分類.....	16
1.4.1.1. ひずみゲージ型.....	16
1.4.1.2. 圧電効果型.....	16
1.4.1.3. 導電性材料型.....	16
1.4.1.4. 静電容量型.....	17
1.4.1.5. 光導波路型.....	17
1.4.2 検出方法による分類.....	19
1.4.2.1. 力センサ.....	19
1.4.2.2. 硬さセンサ.....	19
1.5 本研究における触覚データマイニング.....	20

1.5.1 触対象の剛性分布測定可能な触覚センサの開発.....	2 1
1.5.1.1 触覚データマイニング用剛性分布測定触覚センサの開発.....	2 1
1.5.1.2 静電容量型センサの寄生容量低減技術.....	2 2
1.5.1.3 押し込み量測定不要な剛性測定機構.....	2 2
1.5.2 教師なし学習によるテキストコーパスからの触覚情報の抽出技術.....	2 3
1.6 本研究の目的.....	2 5
1.7 本論文の構成.....	2 6
<b>第 2 章 指腹部に適用可能な剛性分布触覚センサの開発.....</b>	<b>2 7</b>
2.1 液体金属を用いた小型静電容量型センサの開発.....	2 7
2.1.1 センサの概要.....	2 7
2.1.2 測定原理.....	3 0
2.1.2.1 X-Y 平面方向の測定原理.....	3 0
2.1.2.2 Z 軸方向の測定原理.....	3 3
2.1.3 センサの材料.....	3 4
2.1.4 センサの設計.....	3 5
2.1.5 センサの製作.....	3 7
2.1.5.1 PDMS レイヤの製作.....	3 7
2.1.5.2 レイヤのボンディング.....	3 9
2.1.5.3 液体金属の封入.....	3 9
2.1.6 センサの評価.....	4 2
2.1.6.1 ボトムコンデンサの評価実験.....	4 2
2.1.6.2 トップコンデンサの評価実験.....	4 3
2.1.7 実験結果および考察.....	4 5
2.1.7.1 ボトムコンデンサの実験結果.....	4 5
2.1.7.2 トップコンデンサの実験結果.....	4 6
2.1.8 結論.....	5 2
2.2 寄生容量低減技術の開発.....	5 3
2.2.1 原理.....	5 3
2.2.1.1 寄生容量.....	5 3
2.2.1.2 PDMS への UV 照射.....	5 4
2.2.1.3 PDMS の洗浄.....	5 5
2.2.2 実験.....	5 6
2.2.2.1 照射時間に対する誘電率変化.....	5 6
2.2.2.1.2 実験結果と考察.....	5 7
2.2.2.2 PDMS 洗浄による誘電率変化.....	5 8
2.2.2.2.1 実験方法.....	5 8

2.2.2.2 実験結果と考察.....	5 8
2.2.2.3 低誘電率化 PDMS の持続時間.....	5 9
2.2.2.4 センサの評価実験.....	6 1
2.2.2.4.3 実験結果と考察.....	6 4
2.2.3 結論.....	6 5
2.3 押し込み量測定不要な剛性測定機構の開発.....	6 6
2.3.1 センサの設計.....	6 6
2.3.1.1 センサの構造.....	6 6
2.3.1.2 剛性測定原理.....	6 8
2.3.2 センサの製作.....	7 0
2.3.2.1 センサの材料.....	7 0
2.3.2.2 ひずみゲージ型触覚センサの製作プロセス.....	7 0
2.3.3 センサの評価実験.....	7 3
2.3.3.1 ひずみゲージの感度測定.....	7 3
2.3.3.1.1 実験方法.....	7 3
2.3.3.1.2 実験結果と考察.....	7 6
2.3.3.2 センサの剛性測定実験.....	7 7
2.3.3.2.1 実験方法.....	7 7
2.3.3.2.2 実験結果と考察.....	7 8
2.3.4 結論.....	8 0
<b>第 3 章 自然言語処理を用いた教師ラベルなし触覚情報抽出技術.....</b>	<b>8 1</b>
3.1 原理および提案手法.....	8 3
3.1.1 自然言語処理モデルの検討.....	8 4
3.1.1.1 Word2Vec.....	8 4
3.1.1.2 FastText.....	8 4
3.1.1.3 ELMo.....	8 4
3.1.1.4 BERT.....	8 5
3.1.1.5 本研究で採用する自然言語処理モデル.....	8 6
3.1.2 提案手法.....	8 7
3.1.3 触覚情報可視化の原理.....	8 8
3.2 触覚情報可視化手法の検証.....	9 0
3.2.1 触覚単語群のベクトル化.....	9 0
3.2.1.1 FastText による埋め込み表現.....	9 0
3.2.1.2 BERT による埋め込み表現.....	9 0
3.2.2 オノマトペ埋め込み表現の形容詞軸への写像による可視化.....	9 1
3.2.3 オノマトペマップの妥当性検証.....	9 7

3.3 本手法における触覚ベクトルの考察.....	1 0 0
<b>第4章 結論と今後の展望.....</b>	<b>1 0 9</b>
4.1 触覚データマイニング用合成測定触覚センサの開発.....	1 0 9
4.2 被験者実験を必要としないヒトの触覚認知情報抽出技術の提案.....	1 1 0
4.3 総括および今後の展望.....	1 1 1
謝辞.....	1 1 2
参考文献.....	1 1 3

---

---

# 第1章

## 序論

---

---

### 1.1 研究背景

ヒトの感覚には五感と呼ばれる視覚，聴覚，触覚，嗅覚，味覚があり，我々はこれらの五感を介して外界から様々な情報を受け取っている．中でも触覚は五感のうち最も原始的な感覚であり，触覚を認識する「触覚受容体」は全身に分布する人体最大の感覚器官である[1]．さらに，触覚は視覚に次いで多くの情報を扱う感覚であるということが分かっている．そのため，触察運動と呼ばれる物に触ったり掴んだりする「触れる」という触覚を用いた運動は，ヒトが対象物の確認・認識を行う際に欠かせない行為であると言える[2]．

近年，コンピュータインターフェース技術の発展に伴い，ヒトの情報伝達において大きな役割を担う触覚を用いた情報呈示技術が注目を集めている．触覚への情報呈示には様々な種類が存在し，私たちの身の回りにいろいろな形で活用されている．特に我々が多く利用しているものの例としては，スマートフォンの仮想ボタンが挙げられる．ディスプレイの大型化に伴い入力インターフェースと画面表示ディスプレイが一体化したスマートフォンのようなデバイスでは物理ボタンを廃止し，ユーザーに物理ボタンを押したように知覚させる仮想触覚（pseudo-haptics）を用いた仮想ボタンを採用している[3],[4]．また，ゲームコントローラーやスマートフォンでは，ユーザーの行動に応じたインタラクティブな情報提示として，デバイス本体を振動させるという情報伝達方法を採用している[5]．

一方近年では，バーチャルリアリティ（VR）技術の発展に伴い，単純な触覚情報呈示にとどまらず，物体に触れた際に感じる様々な「触感」を再現呈示しようとする触覚ディスプ

レイの研究も幅広く行われている[6]–[10]。触覚ディスプレイを用いて物体の触感を再現呈示することができれば、例えば VR での没入感だけにとどまらず、インターネットショッピングにおける商品の手触り感の伝送や、ロボットなどの遠隔操作における操作性や遠隔医療における遠隔治療の向上など、情報・コミュニケーション分野を中心とした幅広い分野に革新をもたらすことが期待される。

このような触覚ディスプレイを用いた触覚呈示に関する研究は未だ発展段階にある。その要因として、開発されてきた触覚ディスプレイにおいて呈示された触感を定量的に表すのが難しく、その知見を統一して論じることが困難であるということが挙げられる。なぜなら、ヒトの触覚の知覚メカニズムは未だに解明されていない部分が多いからである。

一般に視覚であれば、RGB や CMYK など基底となる情報がわかっておりこれらのパラメータを変化させることで擬似的に全ての色や視覚情報を再現することができる。一方で触覚においてはこの基底情報が定まっていないというのが現状である。触覚における認知として、硬さ感、粗さ感、湿り気感、温度が基底となっていると言われているが[1]、これらの認知に対応する物理パラメータは明確に定められていない。このことが触覚を評価および再現する上で大きな問題となっている。

この問題を解決するデータマイニング手法として近年急速に進歩したビックデータを用いた Deep Learning の技術が注目されている。被験者に実際のマテリアルを触ってもらい、その時の被験者の指の状態やマテリアルの物性などを測定し、それらをデータセットとして集める研究や、さらにそのようなデータセットから触覚の基底情報を選定し、物理パラメータから触覚提示を再現しようとする研究などがある[11]–[14]。しかし、これらの研究によって生成されているデータセットは 100 から 150 サンプルと非常に少なく、ディープラーニングに用いるには少ないと言える。これらの背景として触覚研究におけるデータ収集が困難であるという点が挙げられる。

データマイニングにおいて、適用対象のデータを正確に集めることは重要である[15]。触覚においては、重要な物理パラメータを測定するセンサを触覚センサと呼び、触覚ディスプレイの評価やデータマイニングに用いられている[1], [2]。触覚において重要である硬さ感を測定するための剛性触覚（触圧）センサは、歪みゲージ型や圧電効果型などさまざまな検出方法が提案されている[16]–[24]。一方で、単一材料の測定においては物体表面の剛性分布はほぼ均一であるが、データマイニングに用いるような測定材料では複合材料を用いることが多く[25]、剛性分布測定が重要となる。被験者が物体表面をなぞるように材料をなぞるように触るため、剛性分布測定においてもなぞるように物体表面を走査する必要がある。従来研究においてはファイバーのような境界面で全反射を起こさせる材料中に光をほぼロスなく進行させる光導波路を利用したセンサ（光導波路型センサ）によってなぞるように剛性分布測定が可能であるが、わずかな光の反射を検出する必要があり、CCD カメラなどを用いるため、機器が大型化しやすく、測定環境の制限がある。これらの理由からデータマイニングのための触覚データセットを構築する上で、接触対象物の剛性分布測定は容易ではなく、デ

ィープラーニングに用いるような大規模データセットを構築するのは困難である。

また、触覚の基底情報推定のためのデータマイニングにおいて、物理パラメータが明確に定まっていない以上、被験者による触覚の官能評価は必要不可欠である[11]–[14]。しかし、**Deep Learning** のような大規模データセットを構築することを考慮すると、被験者一人一人に実サンプルを触ってもらい、それらの官能評価を答えてもらう必要があり、時間的にも人的リソース的にも大きなコストがかかる。

これらの理由から触覚データマイニングには簡易的に剛性分布測定可能な触覚センサと被験者の官能評価によらないデータセット構築手法が必要であると言える。

## 1.2 触覚

### 1.2.1 触覚とは

私たちは日常生活の中で、見たり、聞いたり、触ったりしてさまざまな情報を得ている。これらの情報は、すべて感覚器官を介して得られる。目は「見る」という情報を、耳は「聞く」という情報を、舌は「味わう」という情報を、鼻は「嗅ぐ」という情報を受け取っている。これらの感覚は、特定の感覚に特化した感覚器官によって知覚されるため、特殊感覚と呼ばれている[26]。一方で、例えばものを触る場合、我々は触れた対象の硬さや柔らかさを認識し、凹凸感などの対象物形状、温かさや冷たさについても知覚することができる。このように、特殊感覚とは異なり、その感覚に特化した感覚器官を持たない感覚を体性感覚という。体性感覚は更に、皮膚外部からの情報をとらえる皮膚感覚と、筋肉や関節の運動感覚や身体各部の姿勢をとらえる深部感覚（固有感覚）の二つに大別される[26]。

皮膚感覚とは、皮膚の内側にある感覚器官から受ける感覚のことで、物体の触感を感じる触覚、物体の温度を感じる温度感覚、物体からの侵害刺激を皮膚上で感じる痛覚に分けられる。一方で深部感覚とは、体の一部の現在の位置や動きを知らせる感覚で、位置感覚、運動感覚、力覚などがある。これらの分類をまとめたものが図 1.1 である[27]。

人間の五感における触覚には、物に触れる感覚だけでなく、体の動きや位置を感じる感覚も含まれるが、本論文では皮膚感覚という狭義の触覚を触覚として論ずる。

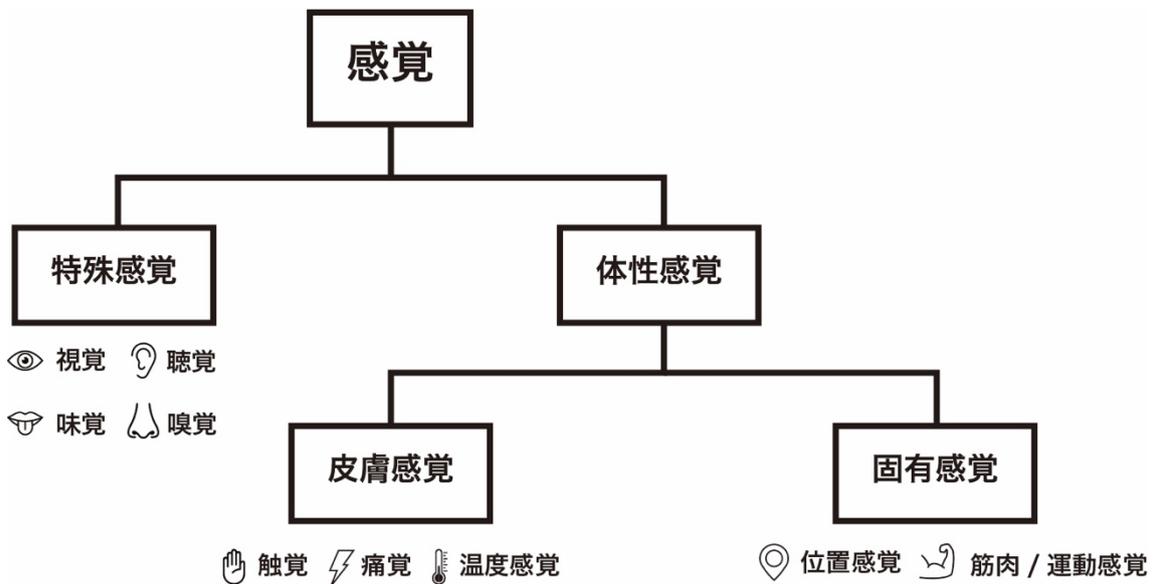


図 1.1 感覚の分類および触覚の分類

ヒトの皮膚は、成人では平均面積が  $1.6\text{ m}^2$ 、重量は皮下組織を除いても平均  $3\text{ kg}$  を有する人体最大の感覚器官である[28]。皮膚に生じる触覚とは、物との接触や皮膚の変形などによって皮膚内部の触覚受容体が刺激され、その信号が脳に伝達されることで生じる感覚を指す[29], [30]。本知覚過程において、皮膚は触覚の感度を高める重要な役割を果たしていると言える[31]。

白土らは、指紋の凹凸面が指紋の直下にある触覚受容器の感度を高め、物体の表面の凹凸を認識しやすくすることを報告している。また、物体を把持する際には、指紋の凹凸面による指紋の変形が触覚受容器への刺激の検出手助けしていることも報告されている[31]。皮膚は、表皮 (epidermis)、真皮 (dermis)、皮下組織 (subcutaneous fat tissue) と呼ばれる3層の粘弾性体で構成され、これらは表面から順に剛性が低くなっている[32]。またこれらがヒステリシスを有するため、その材質構成故に指における柔軟な作業を可能にしている[33]。

皮膚表面は、無毛部と有毛部に分かれる。無毛部皮膚の代表として、手のひら、足の裏などの部分が存在し、皮膚が厚く、指紋や掌紋を有するといった特徴を持つ。一方有毛部は、無毛部以外の場所を指し、皮膚の大部分を占める。無毛部は有毛部に比べて面積はわずかであるが、触ることで自分の周囲の情報を能動的に取得することができ、触知覚において重要な役割を果たしている[34]。触覚の研究においては、これらの理由から皮膚無毛部について議論されることが多く、本研究でも無毛部を主な対象として論ずる。

ヒトの手指および手掌皮膚無毛部には複数の皮膚感覚受容器が存在している。これら皮膚感覚の受容器は前述したように表皮、真皮、皮下組織にかけて分布している。これらは、受容部にカプセルなどの特定の構造を持つものと、自由神経終末と呼ばれる神経線維の先端が枝分かれして広がる特定の構造を持たないものとに分けることができる[1]。カプセルなどの特殊構造を持った受容器はすべて触覚に関係する機械受容器である。一方で、自由神経終末は触覚だけでなく痛覚や温度感覚の受容器も存在している[1]。

図 1.2 に、ヒトの通常触覚に関与している触覚受容器を描いた皮膚の断面図を示す。皮膚にはマイスナー小体 (Meissner corpuscle)、パチニ小体 (Pacinian corpuscle)、メルケル触盤 (Merkel disk)、ルフィニ終末 (Ruffini ending) と呼ばれる4種類の触覚受容器が存在し、それぞれ異なる分布を有する[35], [36]。真皮において表皮側に突き出すように存在する乳頭部にはマイスナー小体が分布しており、この受容器は神経終末が神経周辺組織によって形成されるカプセル構造により包括されている。真皮との境界となっている表皮の最深部にはメルケル触盤が存在し、神経終末とメルケル細胞が結合するように存在している。真皮中の最深部にはルフィニ終末という紡錘形の受容器が位置している。ルフィニ終末は皮膚の特定方向への伸張に応答する。真皮において皮下組織にかけての皮膚の深部にはパチニ小体が分布している。パチニ小体は長径が約  $2\text{ mm}$  程度の大型の楕円形状で、神経終末による数十層の層板からなるカプセルが取り囲む構造を形成している。

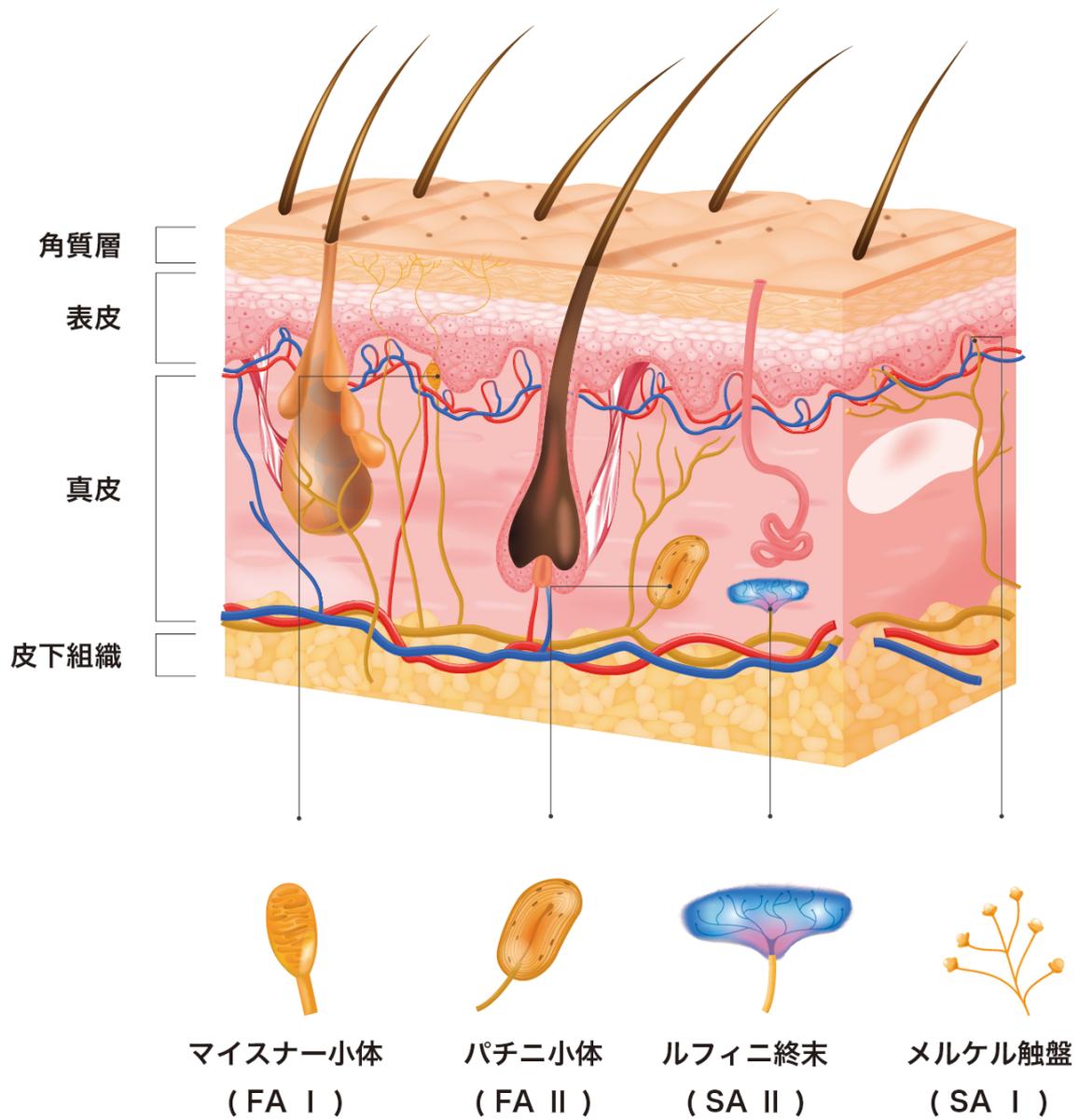


図 1.2 触覚受容器の分布を示した皮膚内部の断面イメージ図

#### a. 触覚受容器の応答特性

皮膚無毛部に存在する触覚の皮膚機械受容器は、図 1.3 に示すようにその受容野の形態と機械的刺激への応答特性から 4 種類の単位に分類される[37]. それらは、応答性が速く、動き・変化に応答する速順応 I 型単位 / II 型単位 (fast adapting type I unit / type II unit, FA I / FA II) と、応答性が遅く、持続した圧迫・変位などに応答する遅順応 I 型単位 / II 型単位 (slowly adapting type I unit / type II unit, SA I / SA II) と名付けられている[38]. 受容野とは、1 本の神経線維に連なる触覚受容器群が刺激を検出できる皮膚の範囲のことであり、I 型単位の受容野は直径数 mm 程度と小さく、受容野の境界がはっきりしていることが知られている。それに対し、II 型単位の受容野は大きく、受容野の境界は不鮮明である。これらの皮膚機械受容単位と触覚受容器との対応も明らかになっており、マイスナー小体は FA I、メルケル触盤は SA I、パチニ小体は FA II、ルフィニ終末は SA II にそれぞれ対応することが分かっている[38].

また、機械的刺激への応答特性に関して、図 1.4 に皮膚表面に振動刺激を与えた際の各受容器における振動検出閾値を示す[39]. 振動検出閾値とは、加えた振動の振幅を触覚受容器が検出できる最小振動振幅であり、メルケル触盤は 1~100 Hz の周波数帯で周波数を変えても振動検出閾値はほぼ一定であることが分かる。一方、マイスナー小体は 30~40 Hz で最高感度に達し、それ以下の周波数帯では振動速度振幅の閾値がほぼ一定になる。また、パチニ小体は 200 Hz 付近で最高感度に達し、数 100  $\mu$ m 以下の周波数では振動加速度振幅の閾値がほぼ一定となる。図示していないが、ルフィニ終末もメルケル触盤と同様な特性を呈する。これらの応答特性から、メルケル触盤 (SA I) とルフィニ終末 (SA II) は変位センサの役割を、マイスナー小体 (FA I) は速度センサの役割を、パチニ小体 (FA II) は加速度センサの役割を果たしていると言え、時間周波数及び空間周波数をそれぞれ分担して検出している[39]. また、検出閾値よりも十分大きな振幅に対しては、250 Hz 以下の周波数であれば同様の強度として知覚され、それ以上の周波数においてはより強く知覚されると言われている[40], [41].

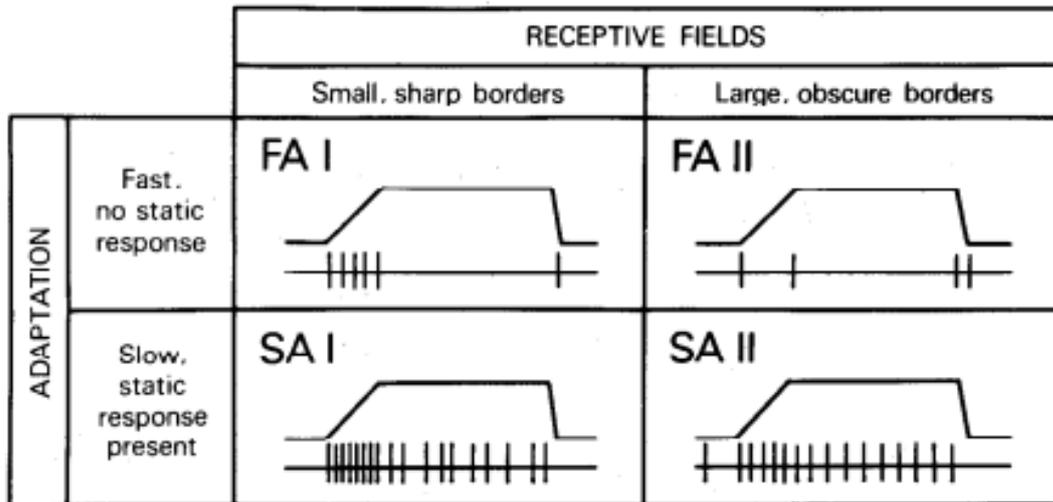


図 1.3 受容野の形態と機械的刺激への応答特性[38]

Reprinted from Tactile sensory coding in the glabrous skin of the human hand, Volume 6, Roland S.Johansson Åke B.Vallbo, Trends in Neurosciences, Pages 27-32, Copyright (1983), with permission from Elsevier.

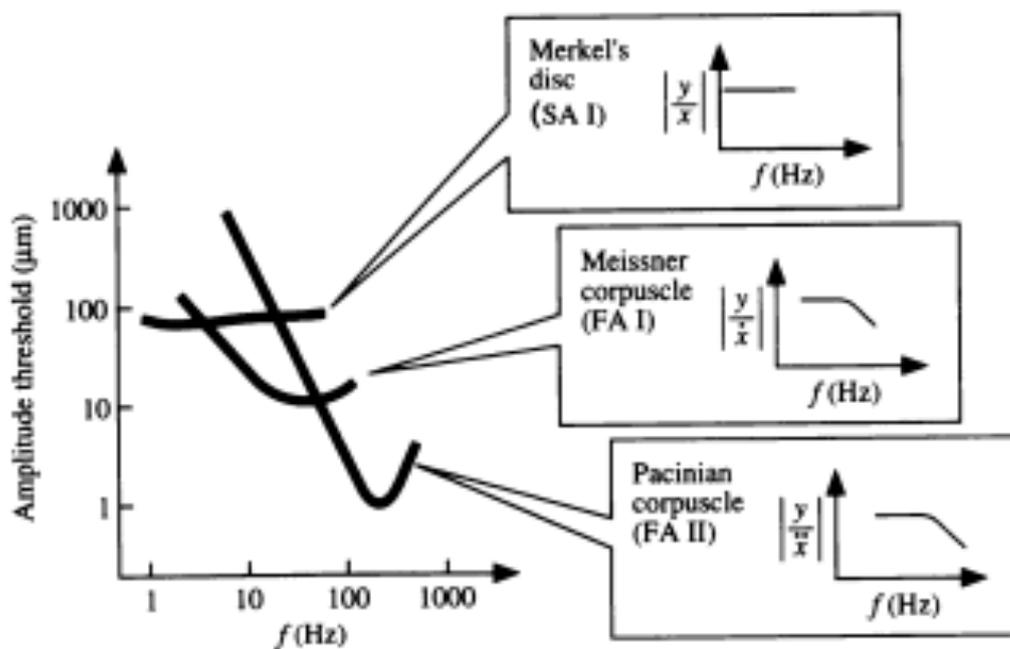


図 1.4 触覚受容器の振動検出における閾値曲線[39]

## b. 触覚受容器の分解能

触覚の感度としては、触 2 点弁別閾、重さ弁別、温度感覚、痛み、など複数存在するが、この中で触 2 点弁別閾が最も触覚による空間定位に関連している。触 2 点弁別閾とは、皮膚上の 2 点を刺激した際に、それらを 2 点として感じられるのが限界となる値のことである。この触 2 点弁別閾よりも小さい間隔で 2 点を刺激された場合、1 つの直線的な刺激または 1 点の刺激として認識される。指腹部や唇では 2 点弁別閾は小さく 2~3 mm 程であるが、腕や背中などの部位では 15~30 mm に達する[43]。また、縞パターンや凹凸溝といった幾何学的パターンを用いて触 2 点弁別閾をより正確に測定した研究では、指先でのギャップや縞パターンの検出閾は 0.9 mm であったという報告もある[44]。しかし、これらの検出閾の値は普段我々が触れている対象物の凹凸形状に比べると十分に小さいとは言えない。一方、図 1.4 で示したように、触覚受容器が検出できる時間的・空間的な分解能は高い。このことから、人間は指を対象物に接触させるだけでなく対象物上で滑らせ、皮膚表面の振動の変位や速度、加速度を検出することで、2 点弁別閾よりも細やかな形状を触覚として認知していると考えられている[45]。

### 1.2.2. 触覚テクスチャの材質感次元と知覚メカニズム

私たちは素材の表面に触れることで触感を感じており、物の評価において一般的に認められているように、触感にも意味階層性が成り立つ。例えば、Chen ら[46]、[47]によると、触感は、素材の表面粗さや剛性といった物理的特性による知覚である材質感の領域（psychophysical layer）と、材質感の結合によって知覚される複合的な知覚であり、例えば豪華さや上品さなどの感性的触感の領域（affective layer）の階層に分けられる。感性的触感は、触れた素材のみならず、個人の過去の経験や記憶にも影響を受けるため、個人差が激しい。それに対し、材質感個人差も小さく、統一的な見解が得られるとしている。材質感は、素材の粗さ知覚や硬さ知覚、温冷知覚などの複数の情報によって多次元に表現されるが、触感呈示手法や資料が共通でないため、それぞれの研究により異なった材質次元が報告されている。下条ら[1]は、材質感次元に関する 18 種の研究例において抽出された材質感次元をまとめ、材質感次元の数やその特徴について述べている。この研究は、粗さ感（Rough/Smooth）、硬軟感（Hard/Soft）、温冷感（Warm/Cold）、摩擦感という 4 つの次元が頻繁に抽出されていることを報告している。さらに、摩擦感については、滑る/引っかかる（Slippery/Sticky）および、湿った/乾いた（Moist/Dry）という 2 つの次元が主に抽出されている。

#### 1.2.2.1. 粗さの知覚メカニズム

表面粗さに関して、その粗さの程度に応じて知覚メカニズムが異なり、粗さの凹凸間隔が数百マイクロメートルから 1 mm を境に、これより小さい場合をファイン粗さ、これより大きい場合をマクロ粗さという 2 種類に分けられる[48]。マクロ粗さとは、指腹と素材表面

の接触面内での圧力分布により知覚されており、触覚受容器としては厚野性的な変異に感応するメルケル細胞 (SA I) が寄与している[49]–[51]. ファイン粗さは指腹の押し付けにより知覚できるマクロ粗さと異なり、指と素材表面との相対運動によって生じる皮膚振動の時間情報により知覚される[52], [53]. このような皮膚振動は、高周波刺激に応答するマイスナー小体 (FA I) やパチニ小体 (FA II) により検出される[54], [55].

#### 1.2.2.2. 硬軟の知覚メカニズム

素材に触れた際の硬軟感の知覚メカニズムとしては、指腹と素材の接触面積および面内の圧力分布の関与が指摘されている[56], [57]. 具体的には、柔らかい表面に指腹が触れると、指腹と表面の両方が大きく変化するため、接触面積が増大し、面内の圧力は低下する. 一方、硬い表面に触れると、接触面積は減少し、圧力は増加する. 指よりも固い物体に触れた際は、ヒトは深部感覚を用いて、指を押し込んだ量とその際に受ける圧力の関係から剛性 (弾性) を知覚する. それに対し、自分の皮膚よりも柔らかい物体に指を押し付けた場合は、接触面積の増加に伴う皮膚の変形、および触覚受容器の活動を介して柔らかさを知覚していると考えられている[1].

#### 1.2.2.3. 摩擦の知覚メカニズム

摩擦は指先と触対象との相対運動により知覚される感覚である. 摩擦の知覚のメカニズムは、未だに明らかになっていない点が多いが、摩擦力による指腹のせん断変形が摩擦の知覚に寄与すると言われている[58]. また、指腹と素材の固着と滑りの繰り返し (Stick-Slip) による振動も摩擦知覚に影響する[59], [60]. 摩擦感の次元としては「滑る/つっばる」および「湿った/乾いた」という 2 つの次元が抽出されており、いずれも摩擦力や摩擦係数の影響を受ける[61]. また、摩擦感と他の材質感次元との関係性に関して、素材の弾性や表面粗さも摩擦感に影響されることや、摩擦感と粗さ感の間に相関があるということ[62]が報告されている. しかし、粗さ感と摩擦感は異なる次元として抽出されること[63]–[65]も多く、知覚的には独立していると考えられる.

#### 1.2.2.4. 温冷の知覚メカニズム

温冷の知覚は、素材と皮膚の間の熱伝導に起因する[63]. 素材の温度だけでなく、素材の熱伝導率自体に温冷の知覚が影響することも報告されている[66]. その知覚メカニズムに関しては、温点や冷点と呼ばれる、温刺激もしくは冷刺激のみに選択的に反応する皮膚上の微小領域や、神経線維 (温神経・冷神経) が知覚に寄与することが知られている[67], [68]. また、熱に関わる刺激を受容する機構として、自由神経終末に存在する TRP イオンチャンネルという受容体の寄与も明らかになっている[69].

### 1.2.3. 触覚提示と触感認知過程

ここまでヒトの皮膚感覚における受容構造や触感を構成する各触感要素に関する知覚メカニズムについて述べてきた。それに対し、形状や質感といったような指で触れた際の触覚を再現し、情報として呈示する触覚ディスプレイの研究も様々なアプローチで行われてきている[6]–[10]。図 1.5 にヒトの触覚受容プロセスを示す[1]。1.2.2.で述べたように、テクスチャや柔らかさといった (I) 触対象の物理特性はまず、(II) 皮膚の変形に置き換えられる。この皮膚の変形に応じて、1.2.1.で述べた触覚受容器の活動が生じる。この触覚受容器の活動が、体性感覚野などの (IV) 中枢神経系に伝達され、最終的に「つるつる」、「ざらざら」、「ぼこぼこ」といった形でヒトの意識化に (V) 知覚・認知されることとなる。触覚ディスプレイとは、(I) や (II) における触対象の物理特性や皮膚の変形といったヒトの触察運動により得られる情報を制御して呈示することで (III) 触覚受容器の活動を引き起こし、特定の触覚を疑似的に再現するものである。ここで重要なことは、触対象の多様な物理特性と、皮膚変形や触覚受容器の活動が必ずしも 1 対 1 対応するわけではないということである。触覚受容器は皮膚の変形や状態のみを検出するセンサであり、対象物の物理的な情報を直接知覚するわけではないからである。これが、現在の触覚ディスプレイ研究における複雑さの一因となっており、今後解決されるべき課題の一つである。この課題を解決する方法である触覚データマイニングについて次節で述べる。

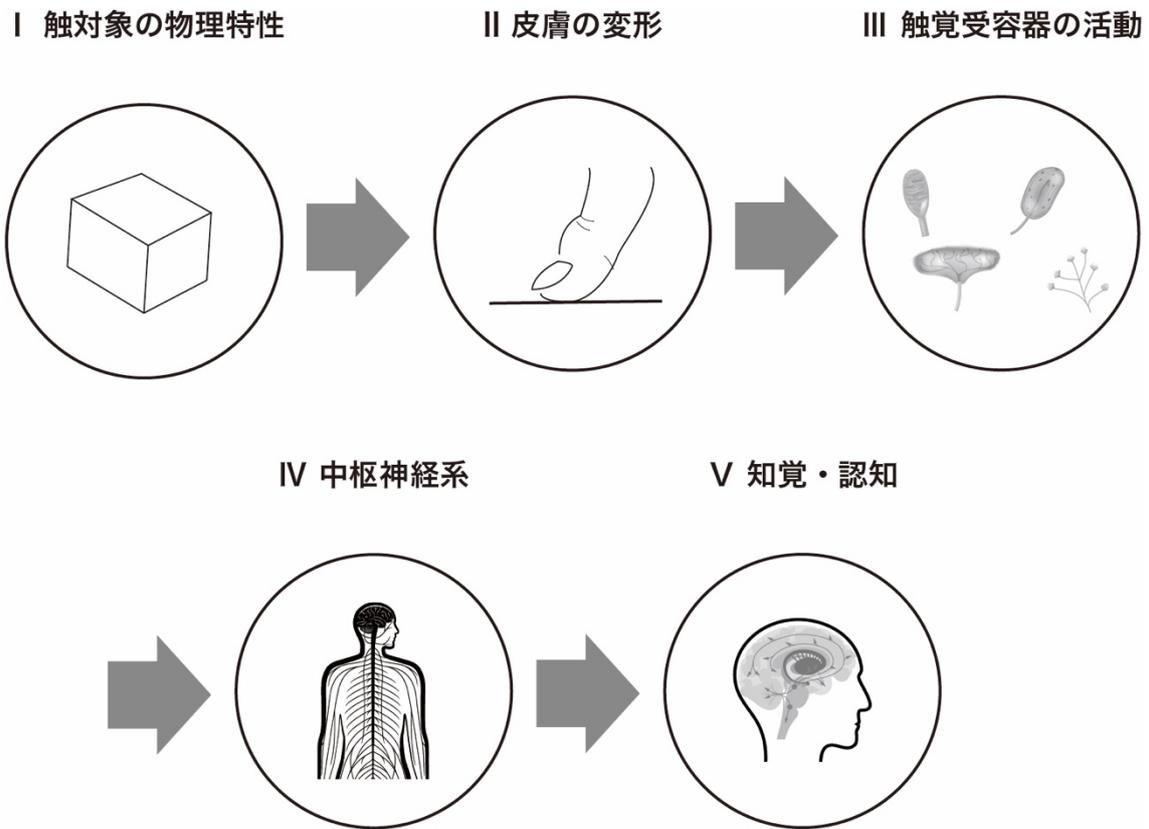


図 1.5 触覚の認知過程

## 1.3 触覚データマイニング

### 1.3.1. データマイニングとは

データマイニングとは大量のデータから有用な知識を獲得するプロセスのことである[70]。近年の急速な機械学習および Deep Learning の発展により、一層データマイニングによる大量のデータの活用が注目されている[71]。データマイニングでは大量のデータを駆使し Deep Learning のようなニューラルネットワークを併用することで、パラメータ数が無数にあり数理モデル化が難しいような未知の法則や規則を推論することができる[72]。

### 1.3.2. データマイニングの分類

データマイニングは一般に手法別に 4 種類の型に分類される。以下では代表的な手法と応用例を交えながら、データマイニングの分類について論ずる。

### 1.3.2.1. クラス分類型

パターン認識・学習といった手法に代表される、既知のクラスを用いたサンプルデータを教師データとして、クラスを分類するための式やルール、決定木などを生成するものである。機械学習などのニューラルネットワークを用いた推論と相性が良く、畳み込みニューラルネットワーク (CNN) [73]や 決定木勾配ブースティングである LightGBM [74]などが活用されている。これらクラス分類型は顧客の信用度調査や不正検出、ポートフォリオマネージャーなどに応用されている。

### 1.3.2.2. クラスタ分割型

クラスタ分割型とは、データ間・属性間の距離などを基準にして、似通っている属性を持つデータをグループ化し、クラスタリングを行う手法である。統計的クラスタリングや整数プログラミングなどがこの手法に代表される。応用先として、顧客のプロotypingやバスケットアナリシスなどがあげられる。

### 1.3.2.3. 演繹データベース検索型

データベースから新しいパターンを導出し、これらをカウントすることによって、それらのパターンの有効性を検証する手法である。この手法では単にパターンを導出すにとどまらず、要因分析に応用されることも多い。例えば、購買データであれば、購買日時などから、曜日、時間帯、その日の天気などを導き、クレジットカード情報を関連付けさせることが可能であれば顧客の年齢、性別、職業などを取得することができる。こういったデータを仮想トランザクション化し、実トランザクションとマージすることで属性を商品との間の相関関係、すなわち要因分析を導くことができる[75]。

### 1.3.2.4. 視覚化型

データをわかりやすい形で表示し、対話的にデータの絞り込みなどの操作をすることによって、データにおける変数間の関係を明確化する手法である。この手法はあくまでデータ間の変数の関係を明確化するものであり、基本的にルールの発見は人に任されている。代表的な手法としては次元圧縮技術などが最たるものであり主成分分析 (PCA) や非線形圧縮技術である t-SNE [76]などが挙げられる。視覚型は他の手法と組み合わせて利用されることも多く、近年ではブラックボックス化されているニューラルネットワーク構造の数値モデル化を行う説明可能人工知能 (Explainable Artificial Intelligence; XAI) などに応用されている[77]-[79]。

## 1.3.2. 触覚研究への応用

1.2 節 で述べたように触覚研究においては、触対象の多様な物理特性と、皮膚変形や触覚受容器の活動が必ずしも 1 対 1 対応ではないために、全ての触覚を疑似的に再現できる触覚ディスプレイおよび触覚提示技術は未だ開発されていない。これらの対応づ

けを行うために、ヒトの指を模した触覚センサを用いて得られた信号を元に被験者に触覚刺激を与える触覚ディスプレイが開発されてきた。これら触覚センサおよび触覚ディスプレイの多くは図 1.5 で示した触覚認知過程を模擬し、対応づけを行うという試みで開発されているが、未だ全ての触覚を擬似的に提示できるような関係性もしくは基底情報は明らかになっていない[1]。このような課題を解決するために近年では Deep Learning を活用した触覚データマイニングによってこれらの関係および対応づけをなすという試みがされている。これには、被験者に実際のマテリアルを触ってもらい、その時の被験者の指の状態やマテリアルの物性などを測定し、それらをデータセットとして集める研究や、さらにそのようなデータセットから触覚の基底情報を選定し、物理パラメータから触覚提示を再現しようとする研究などがある[11]–[14], [87]。これらの研究では、ヒトの触覚の認知過程を模擬するのではなく、触対象である材料特性を機械が理解可能な物理パラメータとしてデータセットに与えている。Deep Learning を用いることで、必ずしもヒトの認知過程を模擬しなくても、触対象の物理パラメータと官能評価で得られるヒトの触覚認知情報の関係性を導き出せるためである。実際に Jiao らは指を模した触覚センサではなく 6 軸力センサを用いて力、デジタルスキャナを用いて静止摩擦係数を測定し、入力として扱い、ヒトの認知との対応づけを行なった[87]。なお本研究では Deep Learning への応用を踏まえ、ヒトの認知過程を模した指標ではなく触対象が有する材料特性を触覚データマイニングの指標として扱うこととする。

一方でこれらの研究によって集められたデータセットのサンプル数は 100 ~ 150 と Deep Learning に応用するには規模が小さく、汎用的かつ全ての触覚を網羅するようなデータマイニングを行うにはサンプル数が少ない。これは、先に述べたように触覚データマイニングにおいてはヒトの認知情報が必要となるため、被験者を用いた官能評価実験を行い、それらをデータセットにしなければならないためである。

触覚における被験者を用いた官能評価実験には非常に時間がかかる。なぜならば、材料を実際に被験者に触ってもらい、それらをセマンティック・ディファレンシャル法 (SD 法) などの官能評価手法として回答してもらう必要があるためである。また、実サンプル以外では、触覚ディスプレイを用いて官能評価を行う方法もあるが、これについては、触覚ディスプレイのセットアップや、実験環境の制限などがあるため、空間的制約も課される。こういった背景から被験者実験を伴う触覚データマイニングでは多くのサンプル数を集めることは困難である。

触覚データマイニングにおける大規模データセット構築において、被験者実験だけではなく、触対象物である材料特性のデータセット構築においても課題がある。データマイニングにおいては適切な情報を収集し活用することが重要である[70]。触覚においては、触覚認知に対応する物理特性として、剛性、水分含有量、湿度、摩擦係数、温度などの物理特性が重要だとされている[1], [2]が、これらを数々の触対象に対して測定するのは容易ではない。特に 1.2.2.2. で述べた、硬さ感に対応する剛性分布は測定が難しい。なぜなら

ば、剛性は歪みと応力の測定が必要であり、剛性分布を連続的に測定するとなると、なぞるように測定する必要があるからである。さらに指腹部は直径約 15 mm で程度であり [39]、このような微小区間での剛性分布をなぞるように測定することは困難である。

このように、触覚データマイニングにおいては、剛性分布に代表される触対象の物理特性の取得並びに被験者の官能評価の収集によって大量のサンプル数を集めることが難しく、これらの課題が触覚データマイニングひいては触覚提示技術のボトルネックとなっている。

## 1.4 触覚センサの従来研究

前項で論じたように、触覚データマイニングにおいては触対象の物理特性を正確に取得することが極めて重要である。本節では、これら触対象の物理特性を取得する触覚センサに関して検出原理・方法の側面から触覚センサを分類しそれぞれの特徴を述べる。

### 1.4.1 検出原理による分類

触覚センサとしてとりわけ利用されている検出原理としてひずみゲージ型、圧電効果型、導電性材料型、静電容量型、光導波路型などがある[80]。これらの検出原理について以下に述べる。

#### 1.4.1.1. ひずみゲージ型

ひずみゲージ型は、一般に測定対象物にひずみゲージを貼り付けることでひずみを計測する。図 1.6 に示すように、被測定体に発生したひずみが金属抵抗線に伸縮を与え、これにより金属抵抗線の断面積が変化するとともに長さも変化する。その結果、電気抵抗値が変化する。この抵抗値の変化からひずみの測定を行う。Silva らはひずみゲージを用いることで、指先の圧力を測ることのできる触覚センサを開発した[81]。

#### 1.4.1.2. 圧電効果型

圧電効果型は、水晶や特定のセラミック等の圧電体に圧力を加えるとその圧力に比例して圧電体表面に電荷が生じる圧電効果を利用した方法である。圧電効果を利用することで、圧力や振動を測定可能なため、触圧感および振動感の検出に用いられる。また、電界を圧電体に印加すると圧電体が変形を起こす。これは逆圧電効果と呼ばれ、アクチュエータなどに利用されている。Dargari らはフレキシブルガラスとシリコンの間に圧電体であるポリフッ化ビニリデン (PVDF) をパターンニングし、印加された力と大きさを検出可能な触覚センサを開発した[82]。

#### 1.4.1.3. 導電性材料型

導電性材料型は、導電性ゴムや導電性ゲルなどを利用しているセンサのことである。中でも感圧導電性ゴムは圧力を測定できるため、触覚センサに利用されている。感圧導電性ゴムは絶縁体材料であるゴムの中に導電性粒子をほぼ均等に分散させたものである。無加圧時は導電性粒子が互いに接触していないため、導電経路が形成されず一定の抵抗値を示す。加圧時は導電性粒子同士が接触し、導電経路が 3 次元的に形成され圧力に応じて緩やかに抵抗値が変化する。その変化を計測することで触圧感を測ることができる。Teshigawara らは感圧導電性ゴムを用いて、ロボットの指先搭載用のすべり触覚センサを開発した[83]。

#### 1.4.1.4. 静電容量型

静電容量型は、2枚の電極とその間の弾性を持つ誘電体からなるコンデンサを利用したセンサである。力を印加した際に誘電体の厚さが変化することで極板間距離が減少し、静電容量が増加する性質を利用して印加した力を測定する。誘電体の持つ誘電率によって、センサ感度の調節が可能である。堀田らは、誘電体にグリセリンなどの高い誘電率を有する液体を用いて、柔軟性を持つシート状の触覚センサを開発した[84]。Otaらは、2つの流路に液体金属を流し、近接する部分をコンデンサとして静電容量を測定することで、温度や湿度を測定するセンサを開発した[85]。

#### 1.4.1.5. 光導波路型

光導波路型は、光ファイバーのような境界面で全反射を起こさせる材料中に光をほぼロスなく進行させる光導波路を利用したセンサである。外部圧力や化学反応などを起こすことで一部の反射率を変化させ、圧力や変位、温度などを計測することができる。前川らは、半球体状の光導波路を用いて接触位置を検出する触覚センサの開発をした。光導波路の周りを弾性カバーで覆うことで加圧時に弾性カバーが光導波路と接触し、一部の反射率が変化し光が散乱する。その散乱をCCDカメラで検知することで接触位置を検出する[86]。

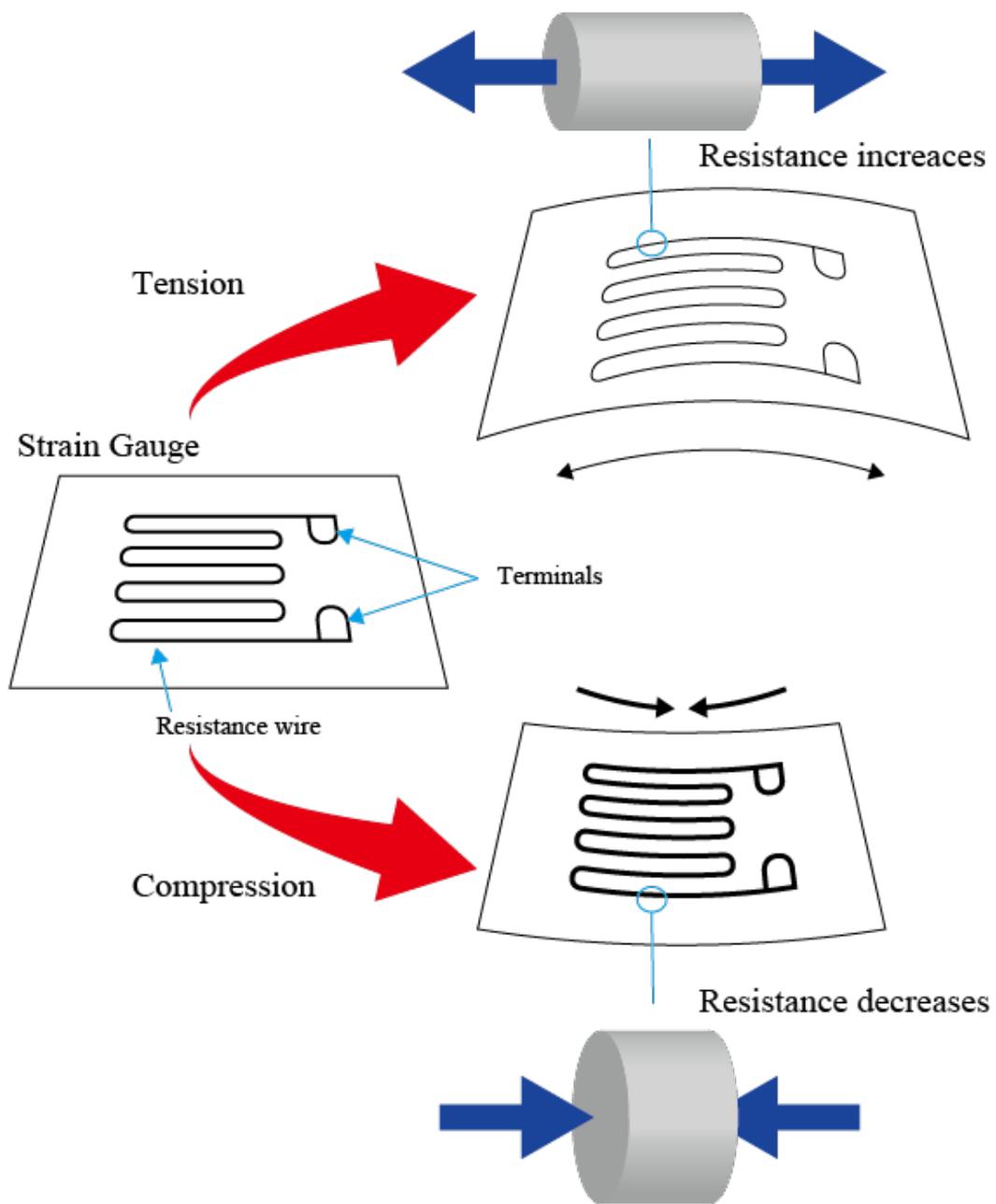


図 1.6 ひずみゲージ型センサの仕組み

## 1.4.2 検出方法による分類

上述した検出原理で分類する方法以外にも、触覚センサは検出機能として力センサと硬さセンサに大別することができる。

### 1.4.2.1. カセンサ

力センサには、センサが対象物に接触する際の接触力を測定するもの、接触の有無を判別するもの、接触位置を特定するものなどがある。特に接触力を測定する場合には、測定対象物を変位や変形について計測する必要がある。

### 1.4.2.2. 硬さセンサ

硬さセンサは直接硬さ計測と間接硬さ計測に大別できる。直接硬さ計測では、対象物から受ける反力と、その際に生じたひずみもしくは押し込み量から剛性を算出する。一般的に反力には力センサを用い、押し込み量にはレーザー変位計やカメラなどを用いる。一方、間接硬さ測定は測定対象物を振動させ、その際得られる共有周波数の変化から間接的に剛性を算出する。

直接硬さセンサは精度に優れるが、測定対象への押し込み量の計測には測定対象との位置関係が重要となってくるため、位置制御もしくは正確な変位測定が難しい場合には剛性を測定することができない。間接硬さセンサは測定対象へ押し込みを行わずに剛性を測定できるため、測定対象物を傷つけることは少ないが、直接硬さセンサに比べ精度が劣ってしまう。

## 1.5 本研究における触覚データマイニング

触覚研究においては触対象の材料特性とヒトが知覚する触覚認知が対応づいておらず、触覚提示における基底情報が明らかとなっていないため、触覚データマイニングによる基底情報の解明が注目されている。この触覚データマイニングにおいては、触対象の物理特性の取得およびヒトの触覚認知に関する情報の取得し、大規模データセットを構築する必要がある。一方で触対象の物理特性の取得においては、剛性分布測定が困難であること、ヒトの触覚認知情報の取得においては、被験者による官能評価実験が介在することで大規模なデータセットを構築することが難しいという課題がある。そこで本研究では、触対象の材料特性取得およびヒトの触覚認知情報取得の両方に焦点を当て、指腹部程度の空間上で剛性測定可能な触覚センサの開発と被験者実験を伴わずにヒトの触覚認知情報を取得可能な手法の提案を行う。

1.3.2 で述べたように、触対象の材料特性における剛性分布測定では、指腹部である約 15 mm の範囲を測定できる触覚センサが必要となる。剛性分布測定可能な触覚センサとしては、Dargari らの圧電効果型センサ[20]や大岡らの光波路型センサ[86]などが挙げられる。

1.4.1.2 で示したように、Dargari らの圧電効果型センサはその測定原理からなぞるように剛性分布測定が可能であるが、一方で直径が 120 mm と指腹部に適用するには大きく、本研究の目指す触覚データマイニングにおいては不向きである。また、山口らの光波路型センサは 3 軸の力を測定可能でかつ、センサがアレイ化され半球体状に分布しているための変形を検知可能なため、なぞるように触対象を剛性分布可能である。センサー一つ一つは直径 2 mm と非常に小型であるが、アレイ化を行い、CCD カメラを搭載しているため、センサ全体の直径は 42.6 mm と指腹部への適用を考えると本センサは不向きである。

そこで本研究では、Micro Electro Mechanical Systems (MEMS) 技術を活用し、直径約 10 mm の液体金属を用いた 3 次元流路積層構造の静電容量型センサを開発することで、指腹部での剛性分布測定可能な触覚センサを提案する。

また、触覚データマイニングにおいてはヒトの触覚認知との対応づけとしてヒトの触覚認知すなわち被験者の官能評価が必要となる。Jiao らは触対象の物理特性と触覚認知の対応づけのためのデータセットを構築した[87]。彼らは摩擦、6 軸の力、指の位置および速度を測定可能なセンシングシステムを開発し、その装置を用いて 120 個の布地サンプルを触れた際の被験者の官能評価による認知情報を取得することでデータセットを構築した。さらに、触対象の物理的特性から布地の質感を再現することに成功した。一方で、Deep learning に応用するにあたっては、120 サンプルはデータセットとして少なく、また、触対象として布地だけでは汎化性が保てず、触覚データマイニングにおいては本データセットのみでは不適當である。そこで本研究では、世の中に広く存在するテキストコーパスを用いて触覚にまつわる単語を抽出し、それらの意味情報を Deep Learning および自然言語処理を用いてベクトル化することで汎化性を担保した大規模データセットを取得可能な手法を提案する。

## 1.5.1 触対象の剛性分布測定可能な触覚センサの開発

### 1.5.1.1 触覚データマイニング用剛性分布測定触覚センサの開発

触覚センサは触覚提示のための触覚データマイニングにとどまらず，ロボティクス分野や医療分野への応用が期待され開発されている．先行研究では，腫瘍細胞が正常細胞より剛性が高いことに着目し，内視鏡触診を可能とする，シリコーンゴムである，PDMS (polydimethyl siloxane, silpod 184, 東レダウコーニング社) と液体金属(Galinstan, coollaboratory 社) を用いたボールペン型の静電容量型の3軸力センサを開発した[88]. 図 1.7 に示すように，このセンサは測定対象の表面を走査することで対象物の剛性分布測定を可能とする．先行研究におけるセンサは直径 10 mm かつ，センシング部であるボールは 5 mm と非常に小型であったものの，触覚提示のための触覚データマイニングにおける，指腹部の二点弁別閾が 2 ~ 3 mm であることを考えると，センシング部は 2 mm 以下であることが望ましく，小型化が必要となる．

そこで本研究では本センサ電極部が液体金属であることに着目し，MEMS 技術を用いて三次元流路を形成し，そこに液体金属を流し込むことで電極部と配線を同時形成することで，センサ径 5 mm，センシング部径 1 mm の剛性分布測定可能なセンサを開発する．このセンサはセンシング部の径が 1 mm であることから，指腹部における 2 点弁別閾よりも小さく，触覚提示のための触覚データマイニングの触覚センサとして適当であると考えられる．

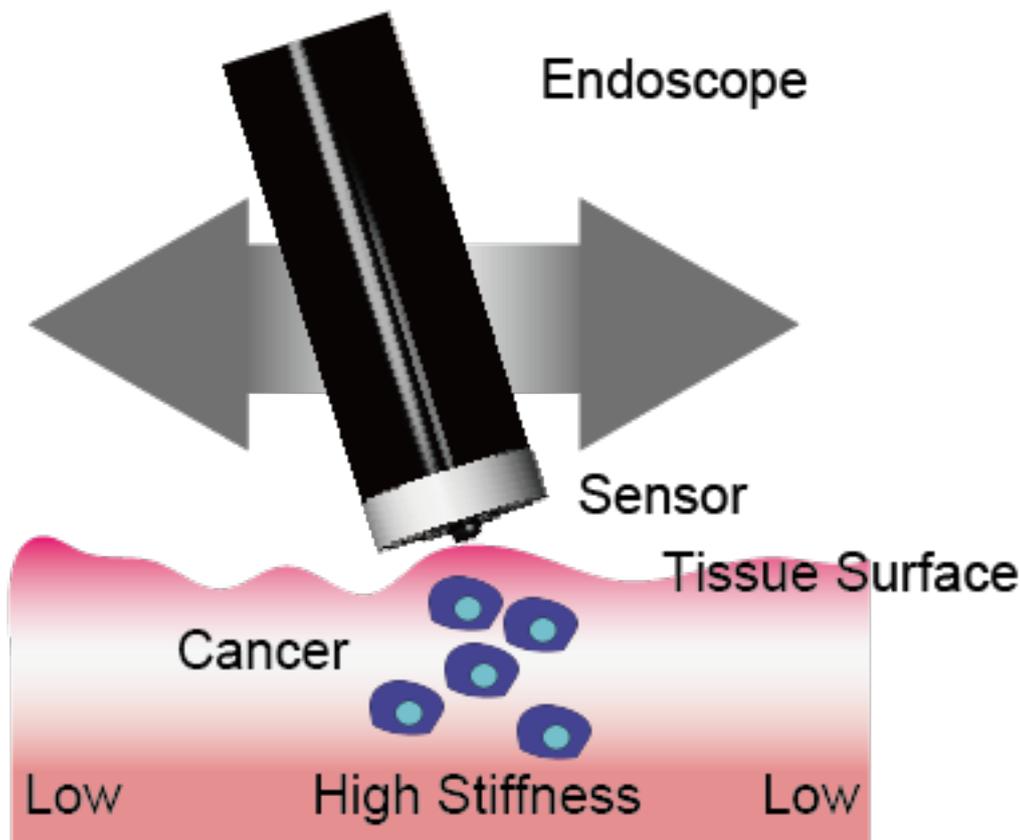


図 1.7 先行研究における内視鏡触診イメージ図

### 1.5.1.2 静電容量型センサの寄生容量低減技術

1.5.1.1 で製作するセンサは、液体金属で電極部と配線を同時に形成することで、静電容量型センサにおける寄生容量が発生し、センサの測定精度が低下するという問題がある。寄生容量は配線などの電気素子がコンデンサとして機能してしまうことによって発生するノイズである。電気素子間の物質の誘電率を下げることであれば、電気素子間の静電容量も減少するため寄生容量も減らすことができる。我々はセンサ主要部材料である PDMS の材料特性に着目し、PDMS 自体の誘電率を下げることで寄生容量を低減させる手法を提案する。PDMS はエチル基を有することから、プラズマ照射によって表面性がガラス化することが知られており、このとき誘電率が低下する。我々はこの現象から着想を得、UV 照射および、トルエン-エタノール希釈溶液で洗浄することで、PDMS の誘電率を低下させる手法を提案する。さらにこの技術によってセンサの寄生容量の低減を検証する。

### 1.5.1.3 押し込み量測定不要な剛性測定機構

1.4.2.2 で示したように硬さセンサには直接硬さセンサと間接硬さセンサに大別することができる。1.5.5.1 で提案するセンサはセンサ位置を制御することで、押し込み量（歪み）を

制御することで、圧力を測定できるセンサなため、間接硬さセンサとなる。触覚データマイニングのための大規模データセットを構築する上では、位置制御を伴わず、簡便に剛性分布を測定できることが望ましい。また、押し込み量の測定が難しい柔軟物の剛性測定においては精度を担保することが難しいという課題がある。そこで、剛性分布を計測でき、測定対象に対する押し込み量の計測が不要な測定方法が必要となる。そこで我々は、センサ内部に異なる二つのヤング率を持つひずみゲージを搭載することで、二つのひずみゲージの差から測定対象の剛性を直接計測できるシステムを提案する。これによって、測定対象との接触角度や位置に依存しない、なぞるように剛性分布を測定できる触覚センサの開発を行う。

### 1.5.2 教師なし学習によるテキストコーパスからの触覚情報の抽出技術

図 1.5 に示したように、触覚情報は最終的に言語として認知される。また、脳科学的にも触覚が言語的に認知していることは示されている[89]。特に日本語においては形容詞やオノマトペとして認知されることが知られている[90],[91]。また、オノマトペは形容詞よりも素材の微細な違いを識別することができ、質感に対する個人の違いを理解するためには、形容詞よりもオノマトペの方が優れていることが知られている[92]。オノマトペと触対象の物性を結びつける研究として、坂本らや早川らのオノマトペマップの研究が挙げられる[93],[94]。早川らは触対象である実サンプルを被験者 20 人に触ってもらい、その時の触覚認知について官能評価を行うことでこのオノマトペマップを生成した (図 1.8)。

本研究ではこの触覚情報が言語認知されていることに着目し、文章情報から触覚を抽出出来るのではないかと発想に至った。言語情報は Wikipedia に代表されるようにインターネットなど世の中広く存在する。これらのテキストコーパスから触覚情報を抽出することができれば、被験者実験を介さずに多くの認知情報を得ることができる。一方で、世の中に一般に普及している文章情報のみでは、触覚以外の情報を多く含み、適切に触覚情報を可視化できないことが考えられる。そこで本研究では触覚に関連するオノマトペと形容詞の単語に限定し、自然言語処理で得られたベクトルを可視化する手法について提案する。さらに可視化された触覚情報をすでに報告されているオノマトペマップや、被験者へのアンケート結果などと比較することで、本手法の妥当性および有効性を検証する。また、得られたベクトルを主成分分析することによって、触覚の基底情報が抽出出来るかどうかについて検討する。

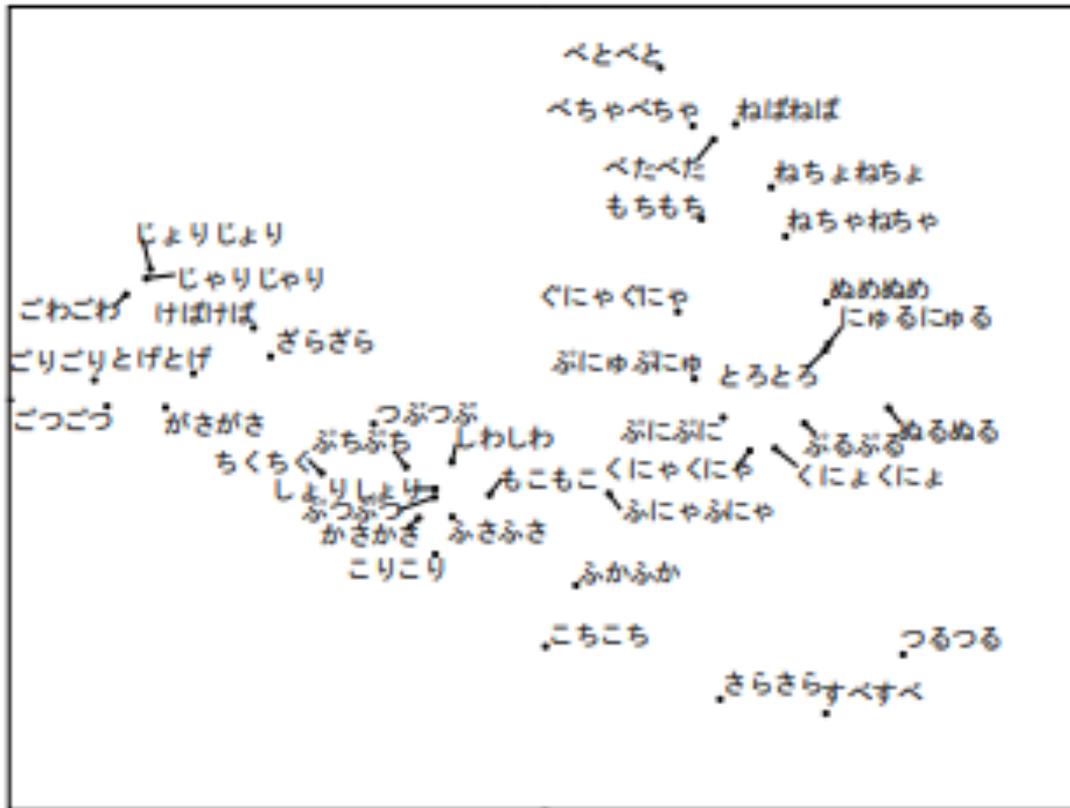


図 1.8 早川らの作成したオノマトペマップ[94]

## 1.6 本研究の目的

触対象の物理特性とヒトの触覚認知情報を結びつけるためには双方における触覚データマイニング手法を確立することが必要である。本論文では、ヒトの指腹部程度の範囲の剛性分布を測定できる触覚センサの開発、および世の中にアーカイブされたテキストコーパスから自然言語処理を用いてヒトの触覚認知情報を被験者実験なしに取得できる手法を提案する。

触対象の材料特性を取得する上で、指腹部に対応するような剛性分布の測定が必要となる。一方で、従来の剛性分布を測定できる触覚センサでは、本触覚データマイニングの要件である、指腹部の2点弁別閾以下のレンジを測定することはセンサ構造上難しい。そこで本研究では、MEMS 技術を用いて三次元流路を形成し、そこに液体金属を流し込むことで電極部と配線を同時形成することで指腹部のレンジの剛性分布を測定可能な触覚センサの開発を目的とする。

また、ヒトの触覚認知情報を取得する上で、従来の実サンプルを触り被験者の官能評価からデータを集める手法では、多くのサンプル数を集めることは困難である。そこで本研究では、インターネット上に存在するテキストコーパスから自然言語処理を用いて触覚にまつわる単語をベクトル化し、触覚認知情報を抽出・可視化することで被験者実験を伴わずに触覚認知情報を生成することを目的とする。

## 1.7 本論文の構成

### 第1章

本研究の背景および触覚センサの従来研究について述べた。また先行研究の結果と課題点を踏まえ、本研究の目的について述べた。

### 第2章

本研究で提案する触覚データマイニングにおける触対象の剛性分布測定を可能とする触覚センサの原理、製作プロセスおよび評価について述べる。

### 第3章

本研究で提案する触覚データマイニングにおけるヒトの触覚認知情報を収集する、自然言語処理を用いた新たな手法について提案し、その手法の有効性を検証する。

### 第4章

本研究から得られる結論および今後の展望について述べる。

---

---

## 第 2 章

# 指腹部に適用可能な剛性分布触覚センサの開発

---

---

### 2.1 液体金属を用いた小型静電容量型センサの開発

#### 2.1.1 センサの概要

本研究で開発する力センサは、図 2.1 に示すように、センサ先端に取り付けられたポールを測定対象に接触させて力を測定する。これにより測定対象との接触面積が小さくなり、測定対象にかかるせん断力も小さくなるため、なぞるように連続的な力の測定が可能となる。本センサの製作において、3 次元的に配置される電極には液体金属を用いている。製作したセンサの構造を図 2.1 に示す。センサは 6 つの電極と 8 つのレイヤで構成されており、液体金属である Galinstan と PDMS から作られる。センサ側面から見た断面図を図 2.2 に示す。X-Y 平面方向の力を検出する 4 つのコンデンサを合わせてトップコンデンサ、Z 軸方向の力を検出するコンデンサをボトムコンデンサとする。図 2.3 で示すように、トップコンデンサの中心にポールが配置されている。それを取り囲むようにして、半円筒型の電極が 2 つ配置されている。さらにその外側に、内側に対して 90 度回転させた半円筒型の電極が 2 つ配置されている。トップコンデンサではこの 4 つの電極で 4 つのコンデンサを形成しており、配線数を減少させた。センサ先端のポールを測定対象に接触させることで、ポールが反力を受ける。この反力によって内側の電極が移動し極板間距離が変化することで、静電容量が変化する。この静電容量変化を測定することで、X-Y 平面方向の力の大きさと向きを測定できる。ボトムコンデンサでは、円板状の電極が上下で平行になるように配置されている。ポールからの反力を受け、上側の電極が下側の電極に近づくことで、静電容量が変化する。

この静電容量の変化を測定することで、Z 軸方向の力の大きさを測定できる。

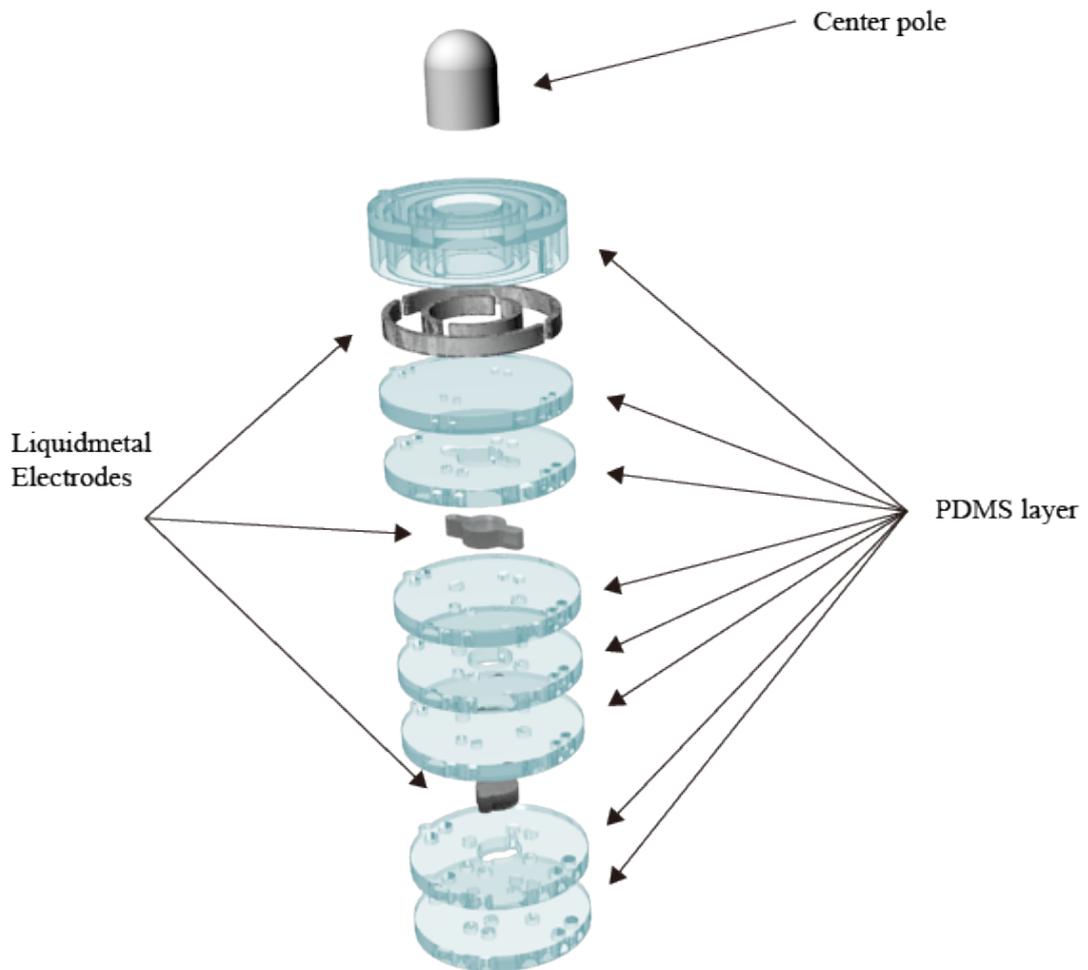


図 2.1 本研究のデバイスの構造

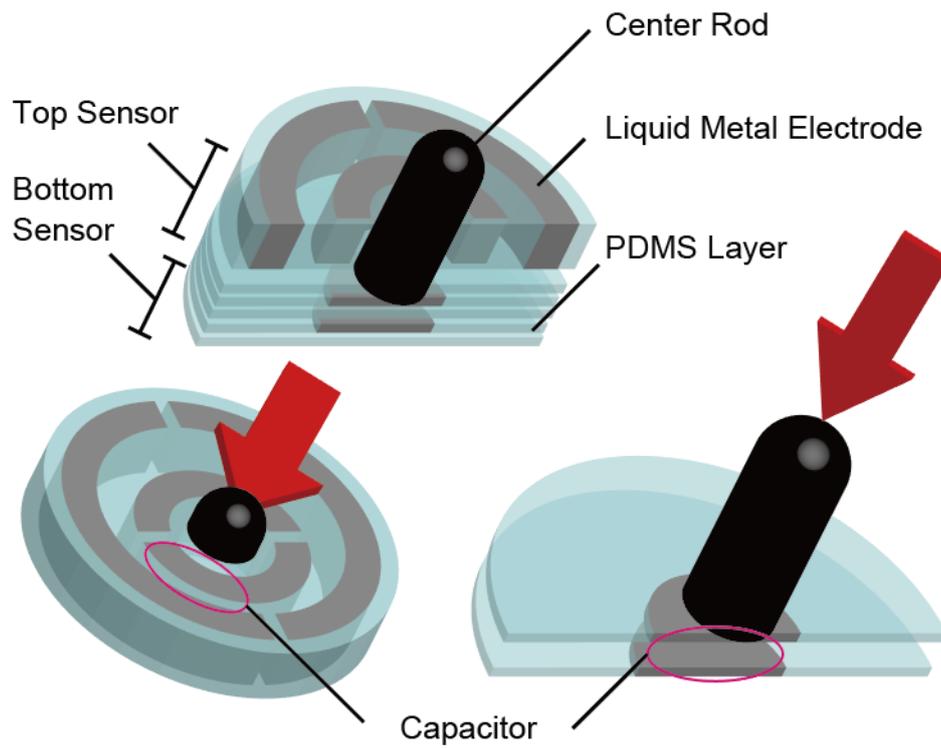


図 2.2 本研究のデバイスの側面図

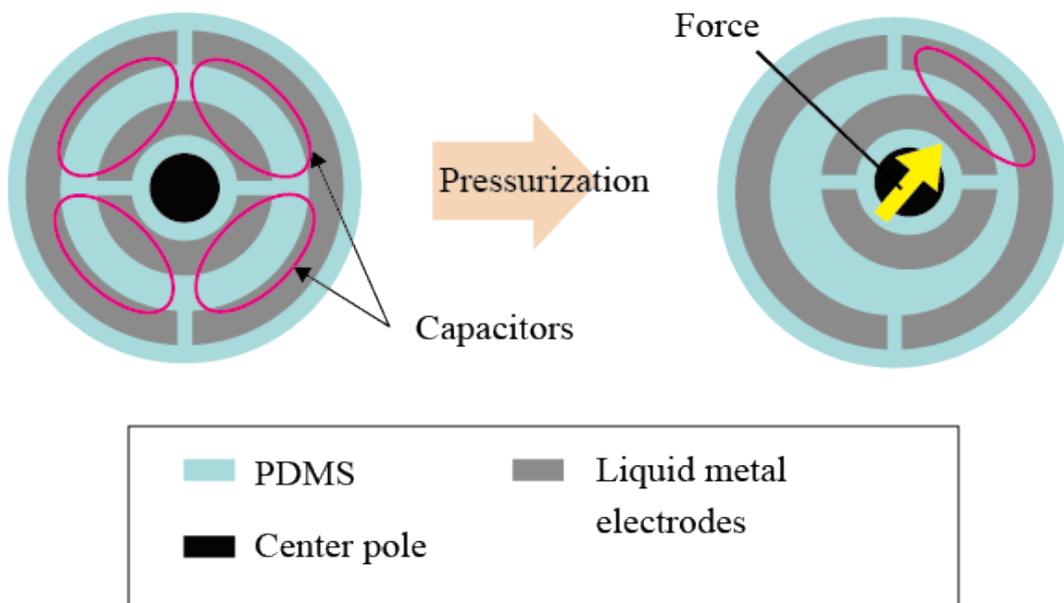


図 2.3 トップコンデンサの上面図

## 2.1.2 測定原理

### 2.1.2.1 X-Y 平面方向の測定原理

トップコンデンサによって検出される X-Y 平面方向にかかる力の測定原理について説明する。図 2.3 で示したように、トップコンデンサは中央のポールが接触反力を受け、ポールとともに内側の電極が移動することで静電容量が変化する。このコンデンサの内 1 つをモデル図として 図 2.4 に示す。内側の電極は動き、外側の電極は動かないものとして、それぞれ内側の電極が半径  $x$ 、外側の電極が半径  $R$ 、それぞれ厚さは  $L$  であると仮定する。このとき、ガウスの法則より中心からの距離  $r$  における表面電界  $E$  は、電極に蓄えられた表面電荷  $Q$ 、誘電率  $\varepsilon$  を用いて以下のように求められる。

$$E = \frac{Q}{\frac{2}{4}\pi r \varepsilon L} \quad (1)$$

コンデンサの電極間に発生する電位差  $V$  は電極間の表面電荷の総和と言えるので、次のように求められる。

$$V = \int_x^R E dr = \frac{2Q}{\pi \varepsilon L} \log \left| \frac{R}{x} \right| \quad (2)$$

ここで、静電容量  $C$  は単位電圧あたりの電荷のことであるので、次のように表すことができる。

$$C = \frac{Q}{V} = \frac{\pi \varepsilon L}{2 \log \left| \frac{R}{x} \right|} \quad (3)$$

式(3)より、 $x$ が増加すると、静電容量  $C$  は単調に増加することがわかる。よって、内側の電極に力が印加され、内側の電極が外側の電極に近づくにつれて静電容量は単調に増加する。印加している力が大きくなるほど電極の変位も大きくなるため、静電容量の変化を測定することで、印加されている力の大きさを求めることができる。

次に、X-Y 平面方向にかかる力の大きさと方向の求め方について説明する。図 2.4 に示すように、トップコンデンサには 4 つのコンデンサがあり、それぞれ  $45^\circ$ 、 $135^\circ$ 、 $225^\circ$ 、 $315^\circ$  の 4 方向の力を検出する。この 4 つの方向の力の大きさを合成することで力の向きを検出できる。図 2.5 に示すように、X-Y 平面方向に力  $F$  が加わっていると

する。このとき、この力  $F$  は2つのコンデンサの方向の力  $F_\alpha$ ,  $F_\beta$  に分解して考えることができる。これらの分力は、センサにかかる力の大きさ  $F$  と力の方向  $\theta$  から以下のように求められる。

$$F_\alpha = F \cos(\theta - \delta) \quad (4)$$

$$F_\beta = F \sin(\theta - \delta) \quad (5)$$

ただし、 $\delta$  は4つのコンデンサの位置を表す角度であり、力  $F$  がかかる方向に応じて  $45^\circ$ ,  $135^\circ$ ,  $225^\circ$ ,  $315^\circ$  のいずれかとなる。X-Y 平面方向にかかる力の大きさ  $F$  と方向  $\theta$  は各コンデンサが検知した分力から、以下のように求めることができる。

$$F = \sqrt{F_\alpha^2 + F_\beta^2} \quad (6)$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{F_\beta}{F_\alpha}\right) + \delta \quad (7)$$

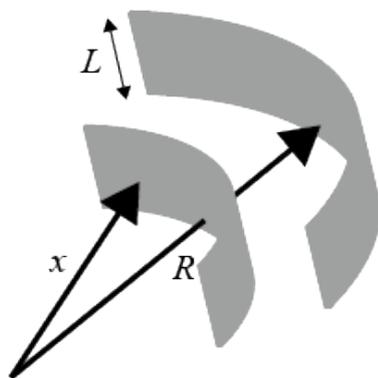


図 2.4 トップコンデンサのモデル図

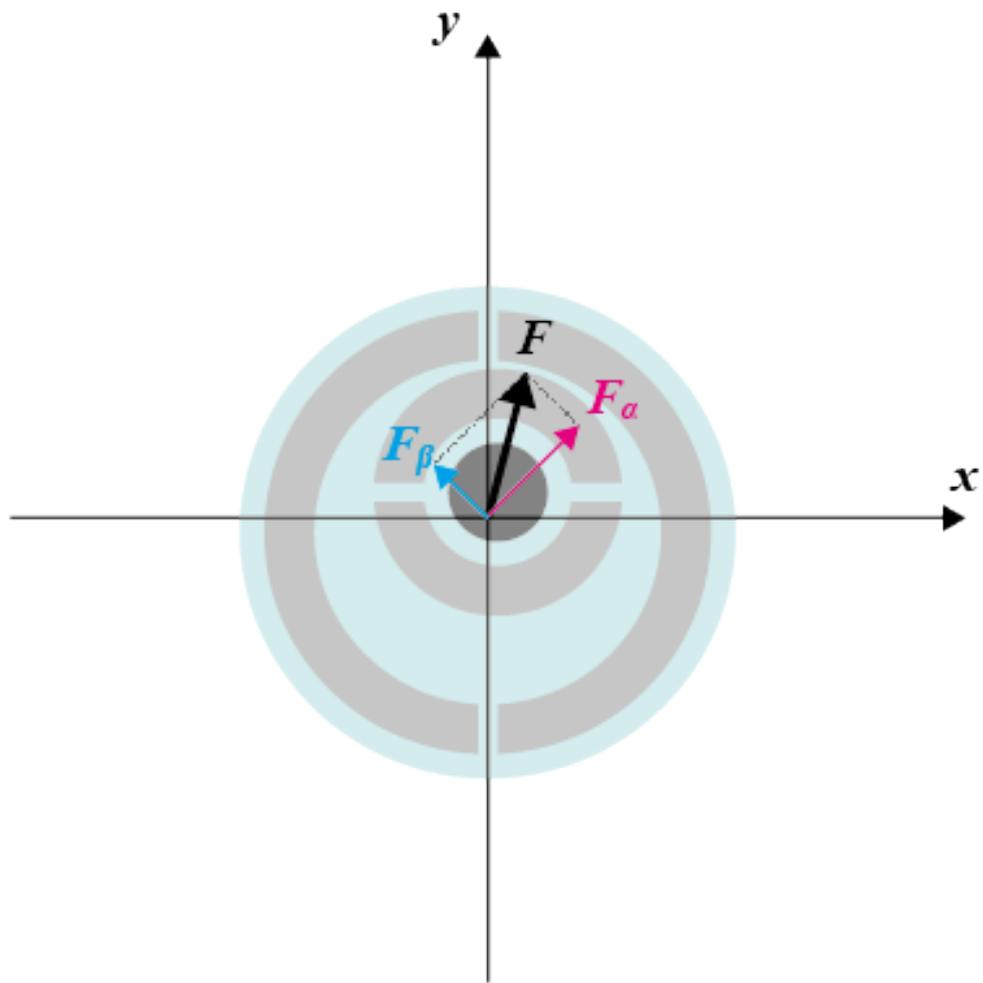


図 2.5 トップコンデンサにかかる力の分力

### 2.1.2.2 Z 軸方向の測定原理

次に、Z 軸方向にかかる力の求め方について説明する。本研究で製作したボトムコンデンサは 2 枚の並行平板電極とその間にある誘電体とみなすことができる。ボトムコンデンサの極板間距離はセンサ上部に取り付けられたポールが力を受けることで変化する。このとき、電極に対してポールの接触面積が小さく、PDMS が柔軟性を有するため、線形的に極板間距離が減少するのではなく、ポールの接触部分を基点にして曲面状に変化すると考えられる。この場合のコンデンサの静電容量は、星らの研究 [31][95]より、以下の式(8)～(13) のように求めることができる。

$$C = \iint_{Element} \frac{\varepsilon}{d - \Delta d} dx dy \quad (8)$$

この式は静電容量の定義を表す。 $\varepsilon$  は誘電体の誘電率、 $d$  は誘電体の初期厚さを表す。ただし、電極に働く張力と誘電体のポアソン比は無視できるほど小さいとする。また、誘電体の縦弾性係数  $E$  がボトムコンデンサにかかる表面応力  $\sigma$  に比べ十分に小さいとすると、以下の関係が成り立つ。

$$\lambda = 1 - \frac{\Delta d}{d - d_0} \approx 1 - \frac{\sigma}{E} \quad (9)$$

式(9)より、式(8)はテイラー展開を用いて以下のように表せる。

$$\Delta C = \left\{ \frac{\varepsilon(S_E - S)}{d} + \frac{\varepsilon S}{d - (d - d_0)(\sigma/E)} \right\} - \frac{\varepsilon S_E}{d} \quad (10)$$

$$\approx \frac{\varepsilon(S_E - S)}{d} + \frac{\varepsilon S}{d} \left\{ 1 + \frac{d - d_0}{d} \frac{\sigma}{E} + \left( \frac{d - d_0}{d} \frac{\sigma}{E} \right)^2 \right\} - \frac{\varepsilon S_E}{d} \quad (11)$$

$S$  は接触面積、 $S_E$  は加圧部の面積、 $d_0$  は限界まで圧縮された時の誘電体の最終的な厚みを表す。よって、静電容量の変化  $\Delta C$  は、接触力  $F (= \sigma S)$  を用いて以下のようになる。

$$\Delta C = \alpha_1 F + \frac{\alpha_2}{S} F^2 \quad (12)$$

$$\alpha_m \equiv \frac{\varepsilon(d - d_0)^m}{d^{(m+1)} E^m} \quad (13)$$

$\alpha$  は式 (13) に示すように、 $F$  と  $S$  を含まない係数を表し、 $m, n$  はそれぞれコンデンサ、係数を区別する添え字を表す。ただし、 $m, n = 2, 1$  である。

### 2.1.3 センサの材料

センサのベース材料として、ポリジメチルシロキサン (Polydimethylsiloxane: PDMS) (シルポッド184W/C, 東レ・ダウコーニング社) を用いた。PDMSは、キシレンとエチルベンゼンからなる二液常温硬化型のシリコン系ポリマであり、高透明、高強度という特性を持つ。Microelectromechanical Systems (MEMS) の分野では、微小な造形物を転写する材料として広く用いられている。また、 $-45^{\circ}\text{C}$ から $200^{\circ}\text{C}$ という広い温度範囲での高い耐久性と絶縁効果を持っており、コンデンサにおいては誘電体としても使われている。さらには、生体適合性も高く滅菌のための薬品耐性も有するため、医療器具などにも用いられている。また、キシレンとエチルベンゼンの重合比率を変えることにより、剛性の調整が可能である。

次に、電極の材料として、液体金属のGalinstan (Liquid Pro, Coollaboratory) を用いた。Galinstanはガリウム68.5%、インジウム21.5%、すず10%からなる合金である。融点 $-19^{\circ}\text{C}$ 、沸点 $1300^{\circ}\text{C}$ であり、常温で液体の液体金属である。高い濡れ性と付着性を有し、熱伝送率も高いことから、放熱グリスなどに利用されている。また水銀と違い毒性が無いため、体温計等の水銀の代替材料としても使われている。

### 2.1.4 センサの設計

2.1.1 で述べたように、液体金属を用いて 3 次元的に電極を形成するために、8 つのレイヤにより 3 次元マイクロ流路を設計した。各 PDMS レイヤの積層イメージ図を Fig. 2-6 に示す。第 1 層は厚さ 1.5 mm で電極用のポケットと空気層およびポールを差し込む穴を持ち、トップコンデンサとして機能する。第 2 層は厚さ 0.5 mm で、第 1 層の電極をシーリングする役割と配線の役割を担っている。第 3 層は厚さ 0.5 mm で、ボトムコンデンサの上部の電極とトップコンデンサの配線の役割を担っている。第 4 層は厚さ 0.5 mm で、第 3 層の電極をシーリングする役割と配線の役割を担っている。第 5 層は厚さ 0.5 mm で、ボトムコンデンサの空気層としての役割と配線の役割を担っている。第 6 層は第 4 層と全く同じものである。第 7 層は厚さ 0.5 mm で、ボトムコンデンサの下部電極用のポケットと配線の役割を担っている。第 8 層は厚さ 0.5 mm で、ボトムコンデンサの下部電極をシーリングし、配線の役割を担っている。

各レイヤのイメージ図を Fig. 2-7 に示す。各レイヤの外径は、径 5 mm の円に対してアライメントが容易になるように径 0.4 mm の半円を上部に配置した形となっている。各層の電極は  $\phi 0.1 \text{ mm} \times 1 \text{ mm}$  のミルで削ることのできる範囲で設計した。また配線の径は、液体金属の注入に用いるシリンジの径と同じ 0.4 mm に決定した。

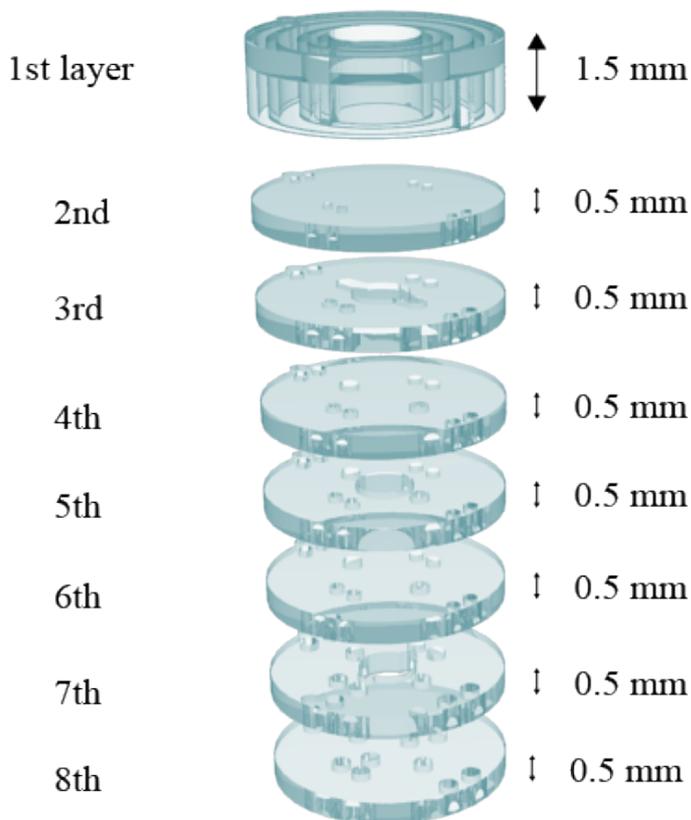


図 2.6 PDMS レイヤの積層イメージ図

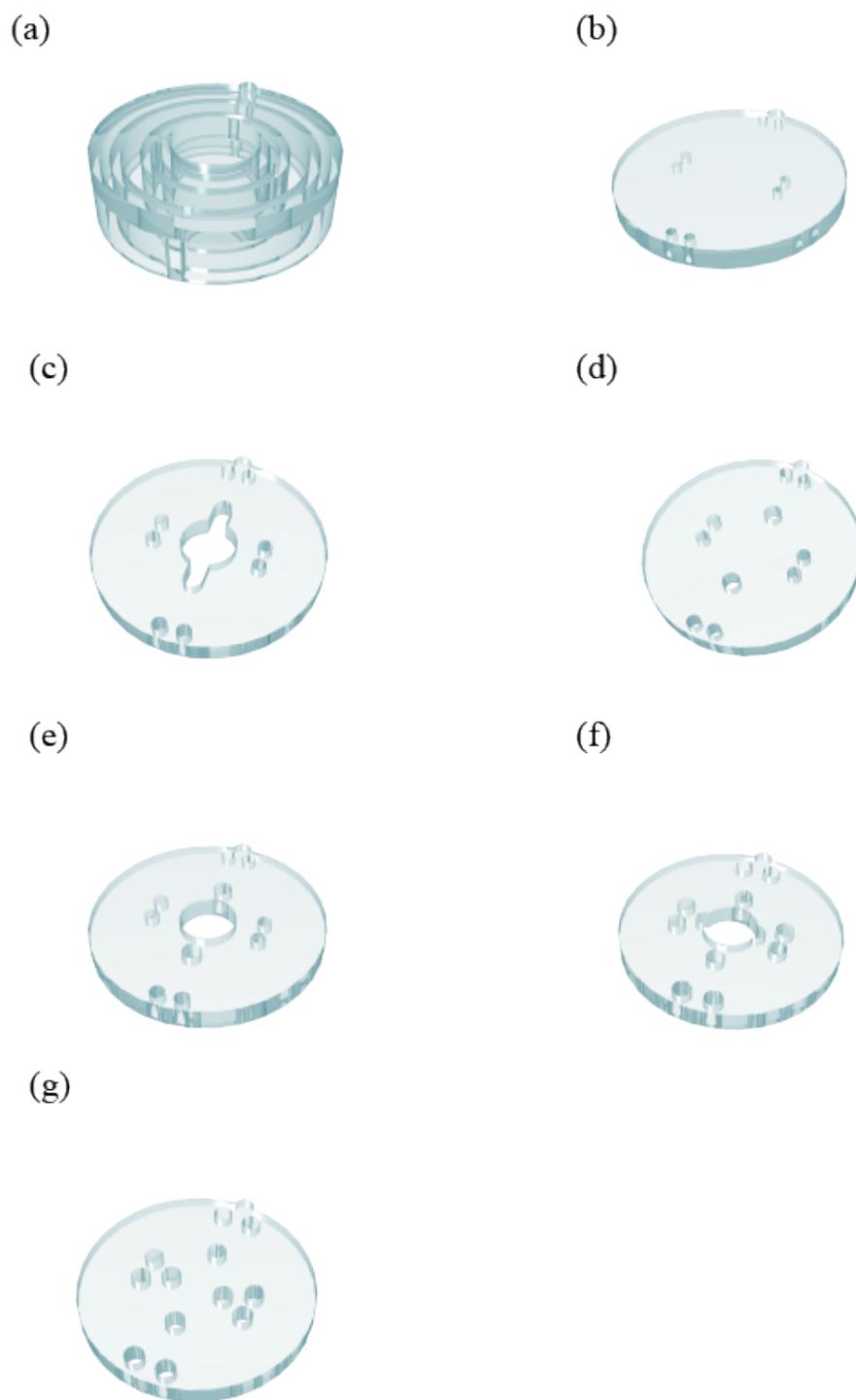


図 2.7 各層のイメージ図  
 (a)第1層 (b)第2層 (c)第3層 (d)第4層および第6層  
 (e)第5層 (f)第7層 (g)第8層

### 2.1.5 センサの製作

2.1.1 で述べたように，本研究では先行研究の問題点を踏まえ積層構造にすることで，電極の小型化，および配線の一体化を実現した．手順としては，積層構造における各レイヤを製作し，その後レイヤ同士をボンディングすることで流路を形成，最後に流路に液体金属の流し込み封入することでセンサを製作した．製作したセンサを図 2.8 に示す．各手順について以下に示す．

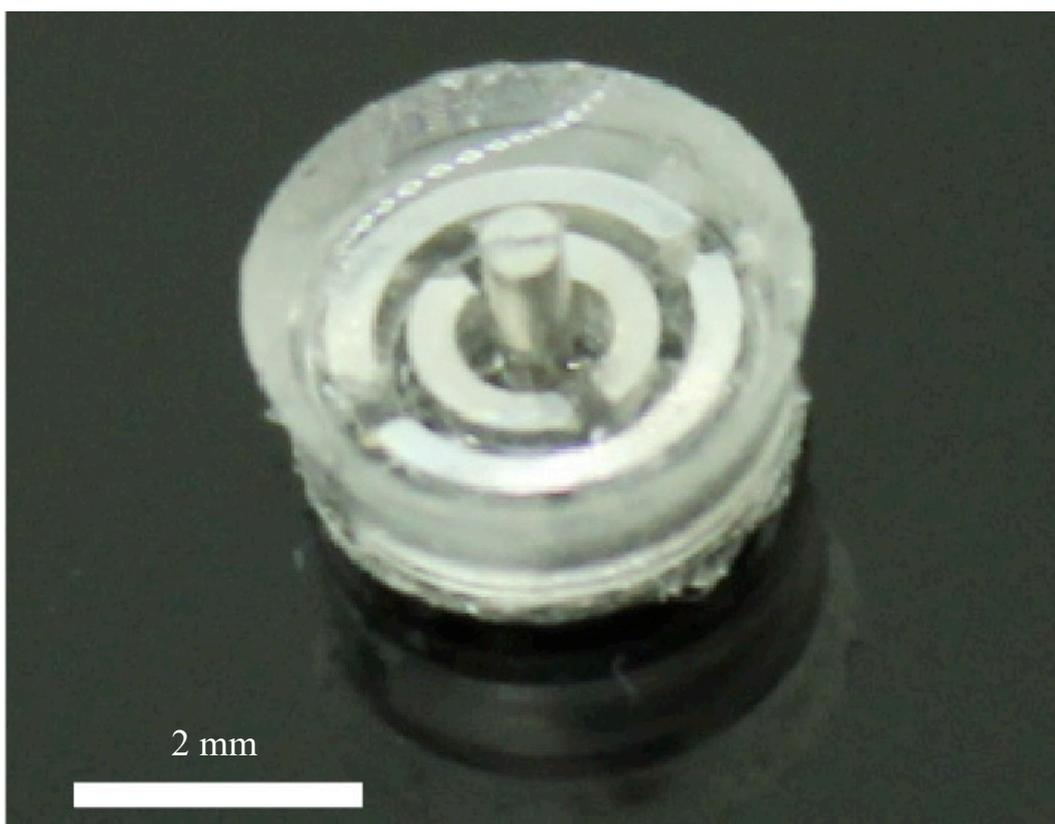


図 2.8 次元液体金属電極を用いた静電容量型力センサの開発

#### 2.1.5.1 PDMS レイヤの製作

PDMS レイヤは専用の母型に PDMS を流し込み，硬化させることで成形される．この母型は厚さ 5 mm のアクリル板を NC 加工機 (MM-100, Modia Systems) で切削し，製作した．製作した母型を図 2.9 に示す．切削には，ドリル径 0.1 mm，長さ 1 mm の超精密用エンドミル(MHR230, NSTOOL)を使用した．次に，製作した母型に主材と重合材の割合が 10:1 となるように PDMS を混合し，デシケータ内に 1 時間置くことで脱泡した．混合した PDMS を気泡が入らないよう母型に流し込み，さらにデシケータ内で 1 時間脱泡した．65°C のホットプレート (As One) 上で 6 時間加熱し PDMS を硬化させた後，母型から PDMS レイヤをはがした．

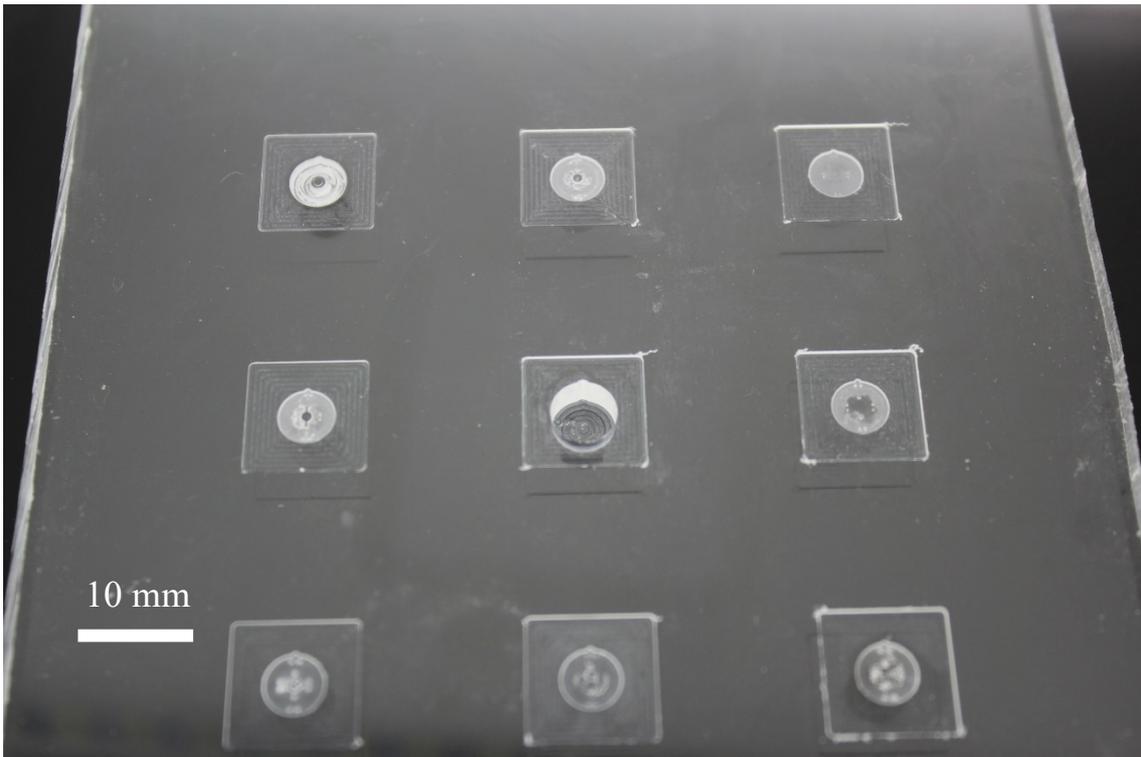


図 2.9 PDMS レイヤの母型

### 2.1.5.2 レイヤのボンディング

各レイヤをボンディングするにあたって PDMS をそのままボンディングに使用すると、流路を埋めてしまう恐れがあったため、Wu らの「Construction of microfluidic chips using polydimethylsiloxane for adhesive bonding」法を利用した [32]. これはガラス基板に構築した PDMS-トルエンの混合プレポリマレイヤに PDMS をスタンプすることで、流路をつぶすことなく PDMS をボンディングできるというものである. 本研究のデバイスをボンディングするにあたって、まずアライメント用の型を作成した. これは NC 加工機を用いてアクリル板に PDMS レイヤと同様の外径でかつ深さ 4 mm の溝を掘った. 次に、PDMS レイヤを製作した際と同様にして PDMS を混合し、デジケータ内に 1 時間置くことで脱泡した. さらに電子天秤を用いて PDMS とトルエンが 2:3 の割合になるようにはかり取り、混合した. こうしてできた PDMS-トルエン混合物をガラス基板に 2000 rpm でスピコートした. このガラス基板に PDMS レイヤのボンディングしたい面を接触させ、アライメント用の型に下の層から順番に PDMS レイヤを入れていき、65°C のホットプレートで 2 時間加熱した. この際、PDMS レイヤ同士がしっかりとボンディングされるように、200 g のおもりを上に乗せ加熱した. 十分に冷ました後、丁寧に型から PDMS レイヤを取り出した.

### 2.1.5.3 液体金属の封入

図 2.10 に示すように、PDMS ベースに液体金属を流し込むことによって電極と配線が同時に形成された. ボンディングしたことによって、3 次元的に流路が形成された. この流路に対して液体金属である、Galinstan を流し込んだ. 2.1.2.1 で述べたように、Galinstan は高い濡れ性と付着性を持つため、壁面を疎水性に加工した特殊なシリンジが必要となる. 今回使用したシリンジを図 2.11 に示す. 液体金属を注入した際に流路の出口から出てきた液体金属については、他の電極に干渉するのを防ぐためエタノールを含ませたキムワイプ (s-200, 日本製紙クレシア) で綺麗にふき取った. 銅線を差し込んだ後、主材と重合材の割合が 10:1 の PDMS を用いてシーリングし、計測を行った.

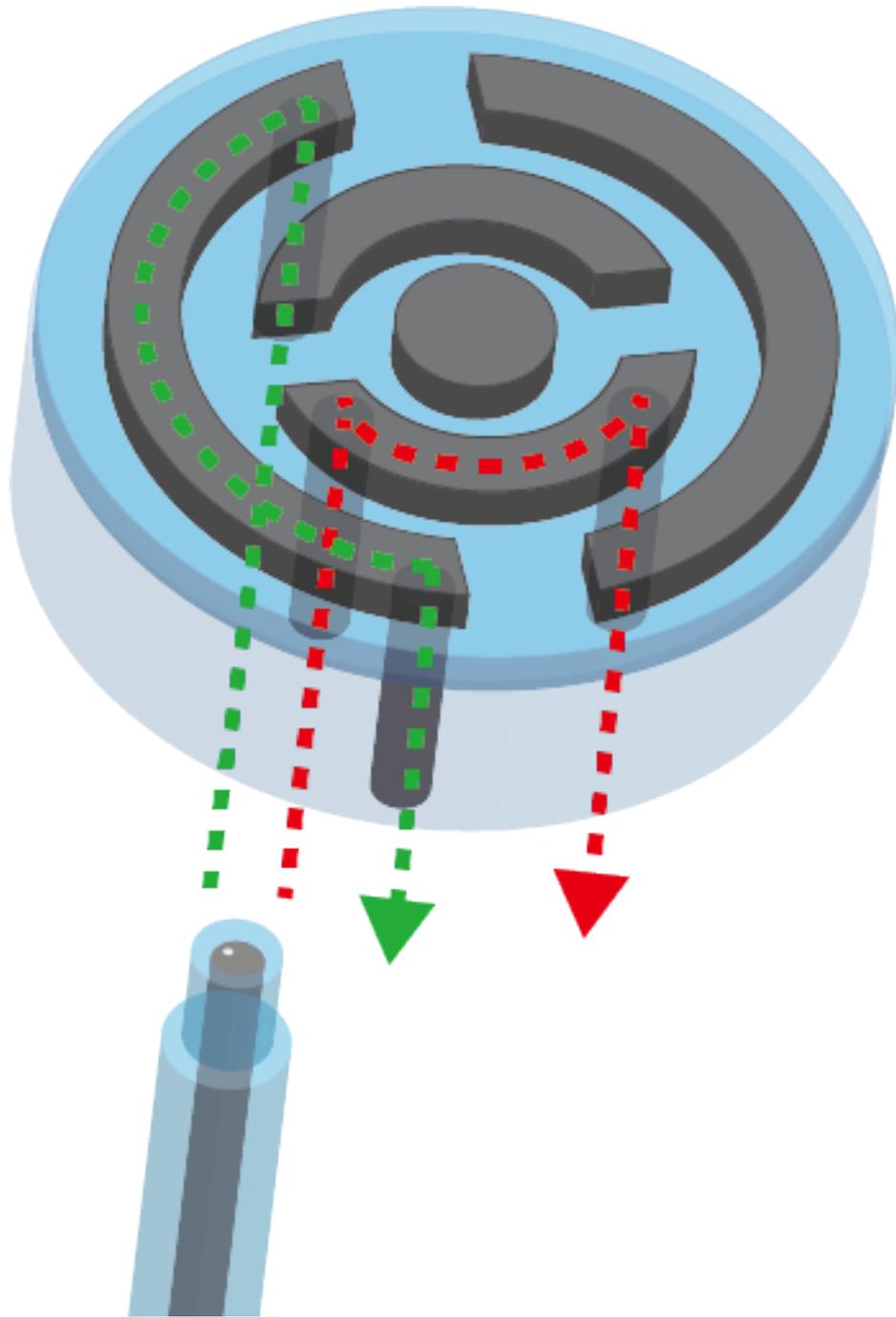


図 2.10 液体金属電極形成のイメージ図



図 2.11 製作に用いた液体金属およびシリンジ

## 2.1.6 センサの評価

### 2.1.6.1 ボトムコンデンサの評価実験

ボトムコンデンサの評価として、ボトムコンデンサに印加された力の大きさと静電容量変化量を測定し、その関係性を調べた。このときの実験系の全体図を図 2.12 に示す。図 2.12 に示すように、力の印加とその測定には微小強度評価試験機 (Micro Autograph MST - I, 島津製作所) を使用した。MST - I は、高精度な変位測定 (変異測定精度: 変位 5 mm まで  $\pm 0.2$  mm)、微小試験力の測定 (試験力測定精度: 最小 2 mN から  $\pm 1\%$ )、試験条件の詳細設定 (引張・圧縮・繰り返し試験, 試験速度の設定など) が可能であり、マイクロスケールを対象とした評価試験に適している。一方で、コンデンサの静電容量の測定には、LCR メータ (ZM2376, エヌエフ回路設計ブロック) を使用した。ZM2376 は、低い静電容量測定に必要な高い測定周波での測定 (1 mHz~5.5 MHz) および高精度・高確度な静電容量測定 (確度: 0.08%, 精度: 0.01%以下) が可能である。これは低い静電容量を測定する場合、インピーダンスから静電容量を割り出すのに高い測定周波数が必要であるため、静電容量の小さい小型のコンデンサを対象とした測定に適しているといえる。

図 2.13 に示すように、センサを 2.1.5 で製作したアライメント用の型にはめ、微小強度評価試験機のステージ上に固定した。ステージを用いてセンサの先端が微小強度評価試験機の先端に接触するように位置を調節し、微小強度評価試験機によって 5.0 N までの力を 0.5 N 毎に加え、その時の静電容量変化を LCR メータで測定した。測定条件はそれぞれ測定周波数 5.5 MHz, 測定起電力 1.0 V とした。



図 2.12 実験系の全体図

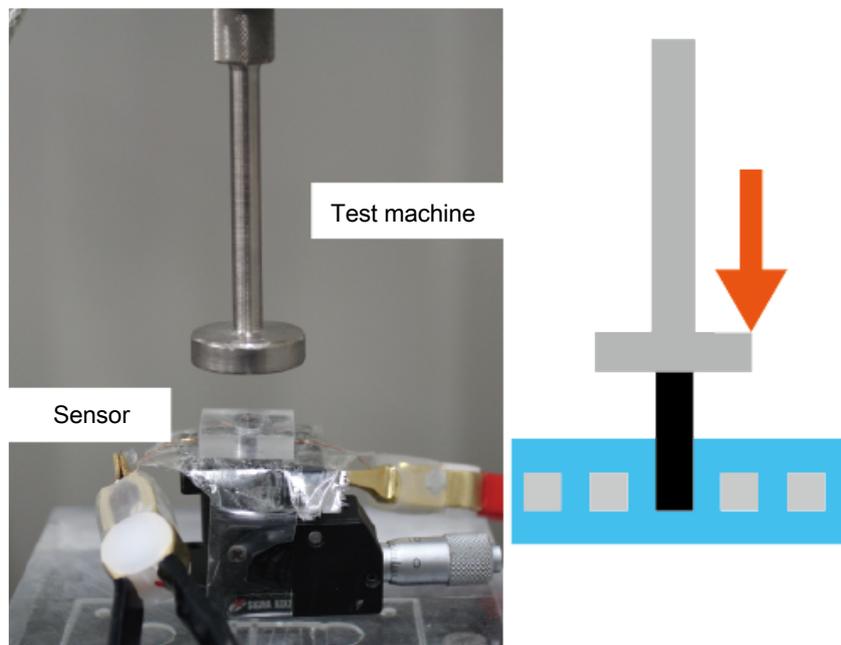


図 2.13 ボトムコンデンサの取り付け

### 2.1.6.2 トップコンデンサの評価実験

ボトムコンデンサの評価と同様に，トップコンデンサに印加された力の大きさと静電容量の変化量を測定し，その関係性を調べた．図 2.14 にトップコンデンサへの力の印加方法を示す．図 2.14 に示すように，トップコンデンサを 2.2.3.2 で製作したアライメント用の型にはめ，アライメント用の型を回転ステージに固定した．回転ステージにはアライメント用の型との間に，位置調節および測定機器への配線のためのアクリル板を取り付けた．また微小強度評価試験機の先には，ステンレスのポールがつけられている．微小強度評価試験機を用いて 1 N の力を加え回転ステージを調節することで，力を加える方向を  $0\sim 360^\circ$  の範囲で  $15^\circ$  毎に変化させた．そのときの 4 つのコンデンサ A, B, C, D の静電容量変化を，それぞれ LCR メータを用いて測定した．なお図 2.15 に示すように，回転は時計回りとし， $0^\circ$  から  $90^\circ$  に位置するコンデンサをコンデンサ A,  $90^\circ$  から  $180^\circ$  に位置するコンデンサをコンデンサ B,  $180^\circ$  から  $270^\circ$  に位置するコンデンサをコンデンサ C,  $270^\circ$  から  $360^\circ$  に位置するコンデンサをコンデンサ D とする．

さらに，トップコンデンサに印加された力の大きさと静電容量の変化量を測定し，その関係性を調べた． $45^\circ$  ,  $135^\circ$  ,  $225^\circ$  ,  $315^\circ$  の方向に 0 から 1 N の力を 0.1 N ずつ加えた．そのときの 4 つのコンデンサ A, B, C, D の静電容量変化を，それぞれ LCR メータを用いて測定した．測定条件はそれぞれ，測定周波数 5.5 MHz, 測定起電力 1.0 V とした．

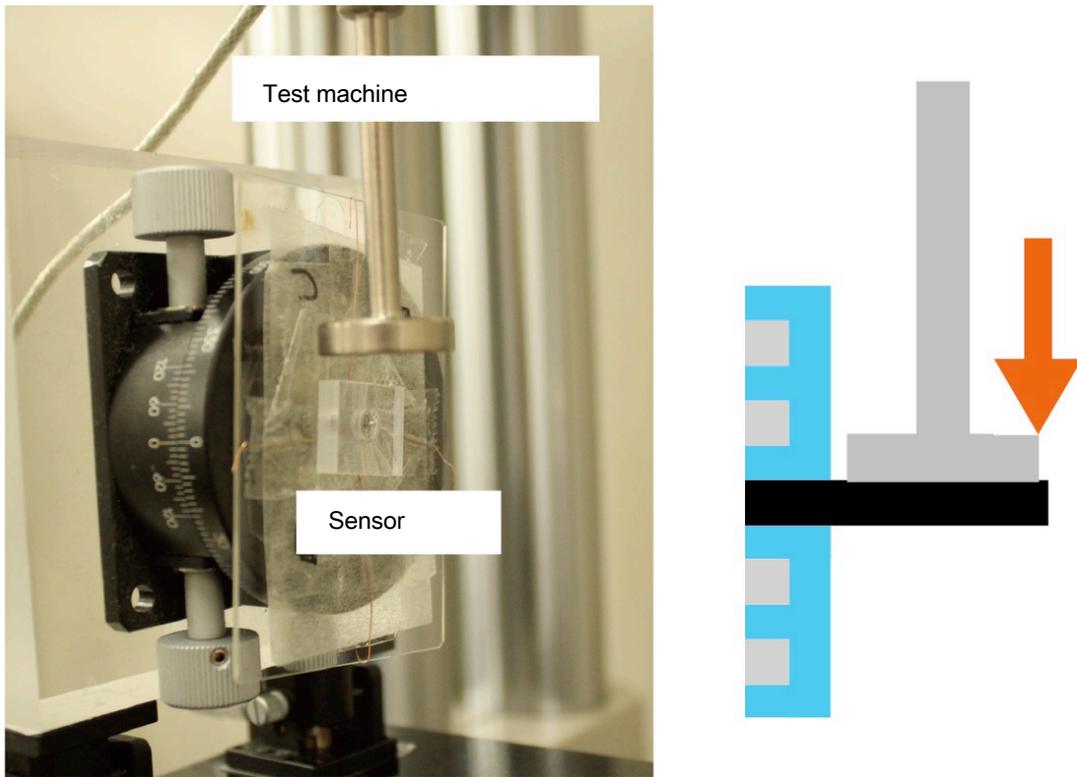


図 2.14 トップコンデンサへの印加方法

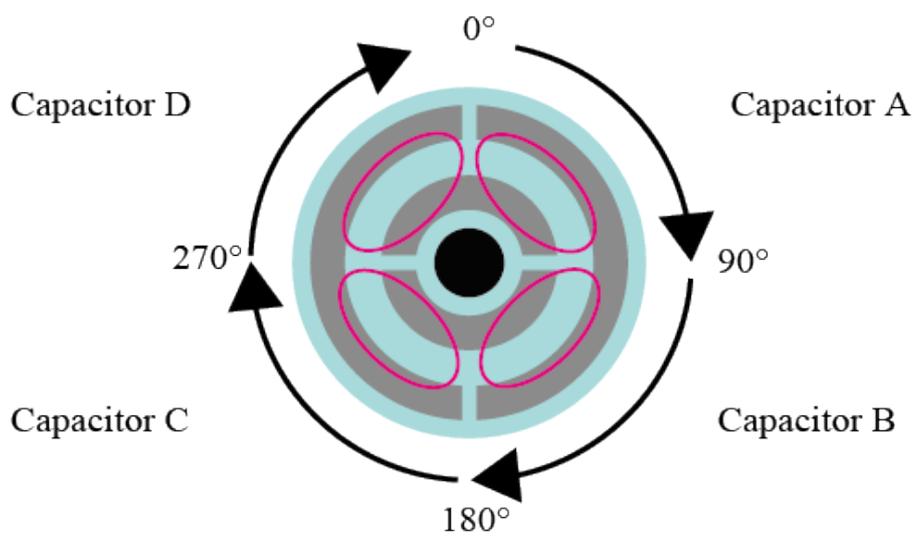


図 2.15 コンデンサ A, B, C, D の定義

## 2.1.7 実験結果および考察

### 2.1.7.1 ボトムコンデンサの実験結果

ボトムコンデンサの評価実験の結果を図 2.16 に示す。横軸はボトムコンデンサに加えた力を表し、縦軸はボトムコンデンサの静電容量変化を初期値で割ったものを表す。また、点は実測値の平均値を表し、エラーバーは試行回数 5 回における標準偏差である。また、実線は式 (12) より求めた理論値を表す。外科医が実際に触診を行う際に加える力は 4.4 N であることから [33], ボトムコンデンサに加えた力の範囲は 0~5 N とした。図 2.16 より、加える力が 0~5 N の範囲では理論値はほぼ線形な関係をとっているように見える。それは式 (12) において応力  $\sigma$  がポリマの縦弾性係数  $E$  に比べて無視できるほど小さい場合には、二次の項は無視でき、線形とみなせるためだと考えられる。今回の実験では、実測値も同様にほぼ線形の形をとっているが、理論値に比べ傾きが緩やかな結果となった。これはボトムコンデンサの上にトップコンデンサの PDMS ポリマレイヤが存在したためだと考えられる。式(12)は直接ボトムコンデンサに圧力をかけた場合の理論値であり、トップコンデンサの PDMS ポリマレイヤが存在したことにより加えられる力が減衰され、結果的に検出される静電容量の値が低くなったのだと考えられる。この結果から、力とボトムコンデンサの静電容量変化が単調に増加しており、これらは一意的に定まることがわかった。この結果を線形と見なし最小二乗法によって傾きを調べ感度とすると、感度は 0.3 %/N となった。

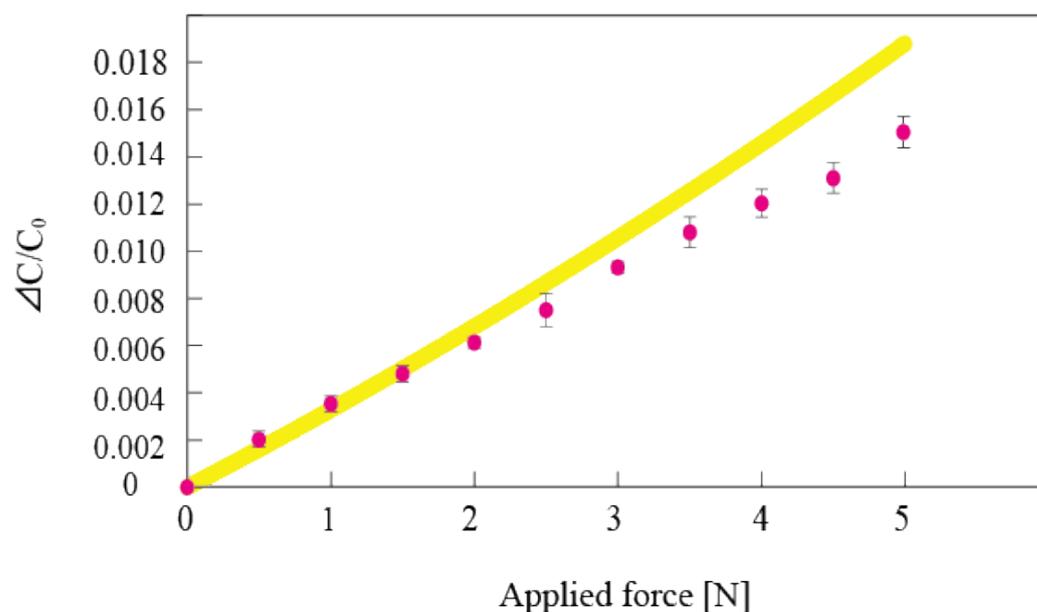


図 2.16 加えた力とボトムコンデンサの静電容量の変化 (n=5)

### 2.1.7.2 トップコンデンサの実験結果

図 2.17 から図 2.20 に、1 N の力を印加した際の各角度におけるコンデンサ A, B, C, D の静電容量変化を示す。横軸は力を加えた角度を表し、縦軸はトップコンデンサの静電容量変化を初期値で割ったものを表す。点は実測値を表し、実線は式 (4) から導かれる理論値を表す。なお、理論値の位相差は、コンデンサ A は  $45^\circ$  , コンデンサ B は  $135^\circ$  , コンデンサ C は  $225^\circ$  , コンデンサ D は  $315^\circ$  である。Fig. 3-6 から Fig. 3-9 より、理論値が正の値をとるとき実測値は理論値とほぼ同等であり、理論値が負の値をとるとき実測値はほぼ 0 となる。理論値が負の値をとるということは、コンデンサの位置とは逆方向に力が加えられている。このとき PDMS は柔軟性を有するため、印加時に内側の電極全てが力方向に移動するわけではなく、電極を取り囲む PDMS ベースが伸縮し、力方向の電極のみが移動していると考えられる。そのため、力方向に位置するコンデンサは静電容量が変化するが、力方向と逆側に位置するコンデンサの静電容量はほぼ変化しないと考えられる。この結果から、4 つのコンデンサの静電容量変化を見ることから、力の加わる方向が検出できることがわかる。

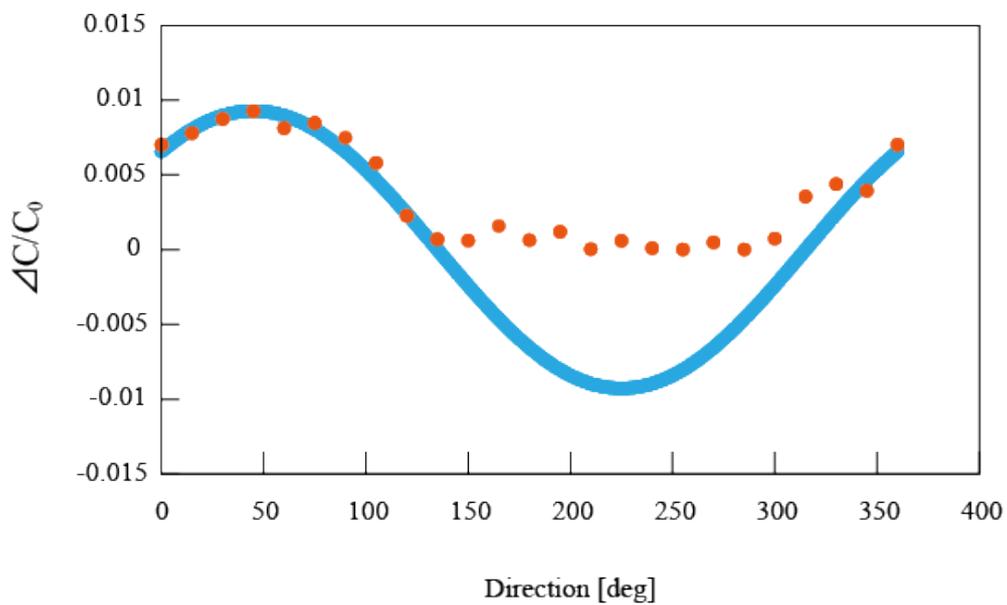


図 2.17 各角度におけるコンデンサ A の静電容量変化

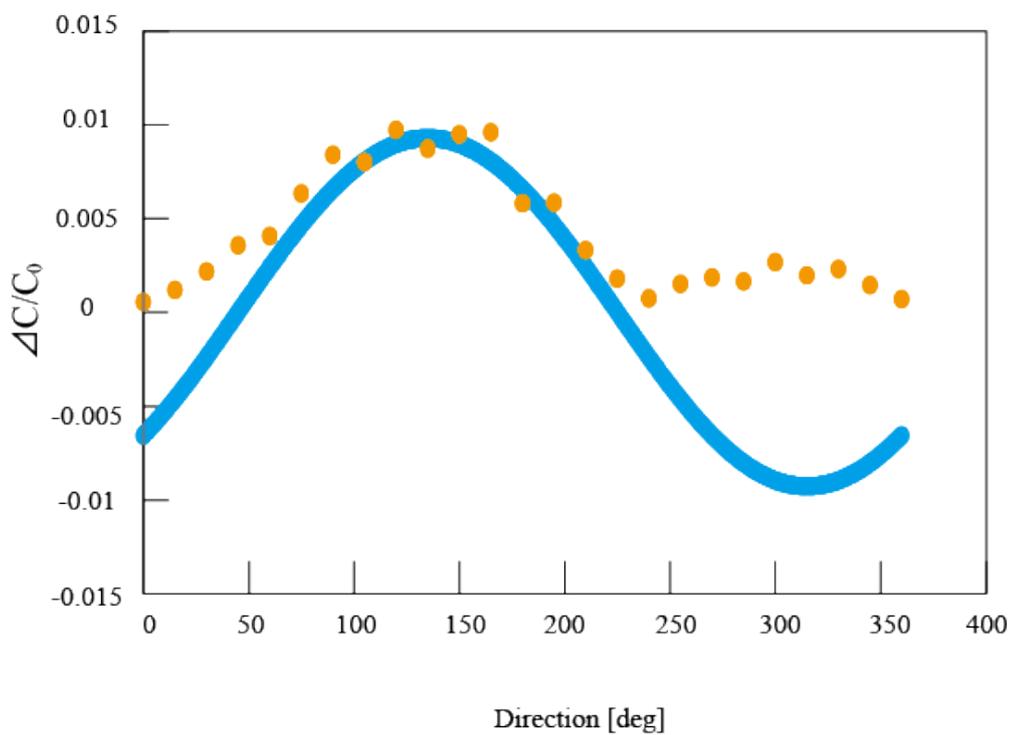


図 2.18 各角度におけるコンデンサ B の静電容量変化

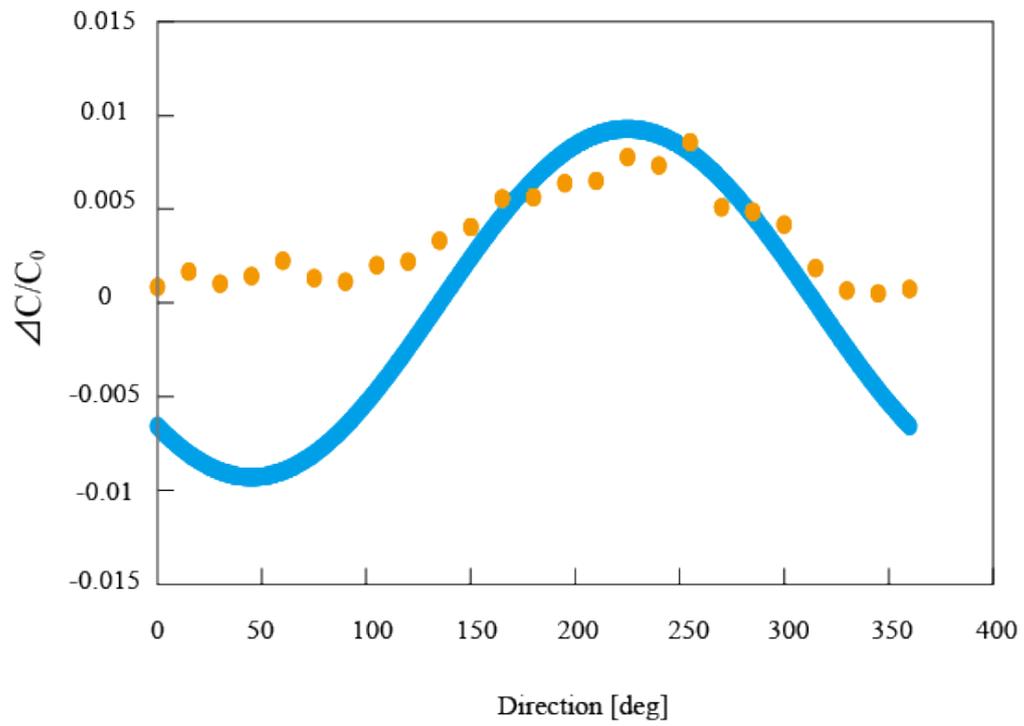


図 2.19 各角度におけるコンデンサ C の静電容量変化

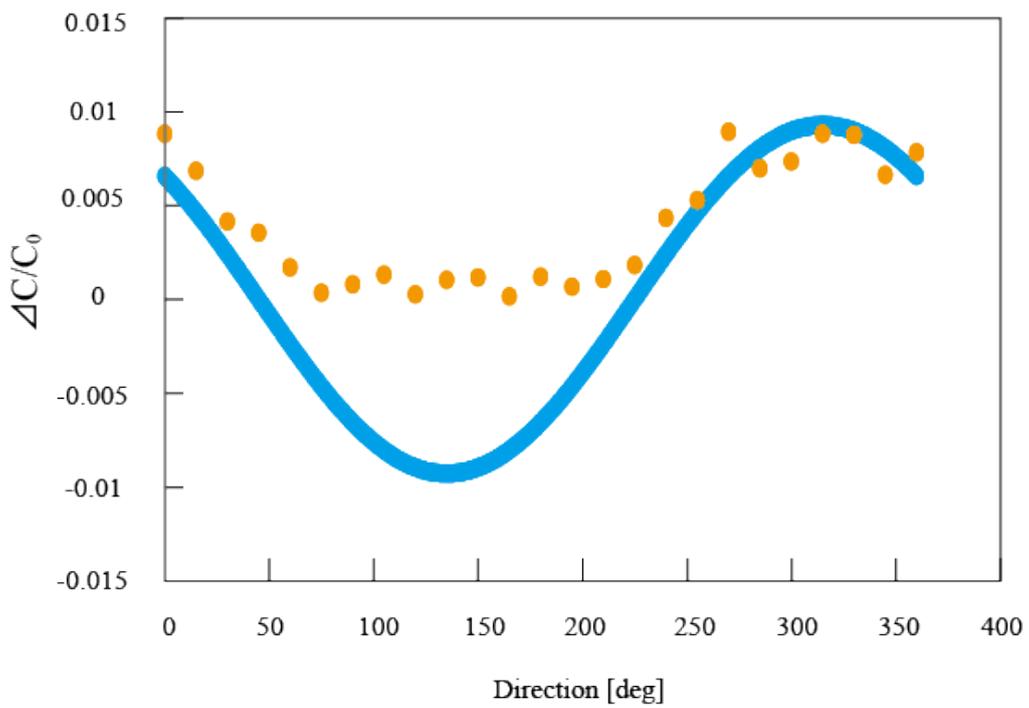


図 2.20 各角度におけるコンデンサ D の静電容量変化

次に、図 2.21 から図 2.24 に各コンデンサにそれぞれ力を加えた際の静電容量変化を示す。点は実測値の平均値を表し、エラーバーは試行回数 5 回における標準偏差を表す。各コンデンサの静電容量変化は、加えられた力の増加に従ってほぼ線形に増加している。各グラフにおける実線は、実測値から最小二乗法を用いて計算した近似直線である。各近似直線と実測値の相関係数は、0.9905, 0.9746, 0.9748, 0.9880 という値をとっていることから、線形に変化しているといえる。ボトムコンデンサと同様に近似直線の傾きから感度を求めると、それぞれ 0.49%/N, 0.50%/N, 0.42%/N, 0.7%/N となり、ばらつきが見られた。また、検出した静電容量についても同様にばらつきが見られた。加えた圧力に対して各コンデンサの静電容量は線形に変形しているため、キャリブレーションを行うことでセンサとしての機能を十分有する。しかし、2.1.2.1 で示したように、同様の大きさの電極であれば、加えた力が同じとき静電容量は同じ値をとる。このことから、各電極がそれぞれ不均一であったと考えられる。本研究では電極形成時、流路に液体金属を流すことでベースポケットにしっかり液体金属が満ちるように注意した。しかしこの際、液体金属は高粘性なため、流路摩擦が大きく PDMS の流路壁面にたいして垂直方向に加わる圧力が大きくなっていったと考えられる。PDMS は柔軟性を有するため、この圧力によって流路径が拡張され、各電極体積にばらつきが生じ、各電極の不均一形成につながった。また、標準偏差が大きく出た原因として、寄生容量の影響が考えられる。検出される静電容量が非常に小さいため、実験系における配線や LCR メータ等の寄生容量に左右されやすいのだと考えられる。

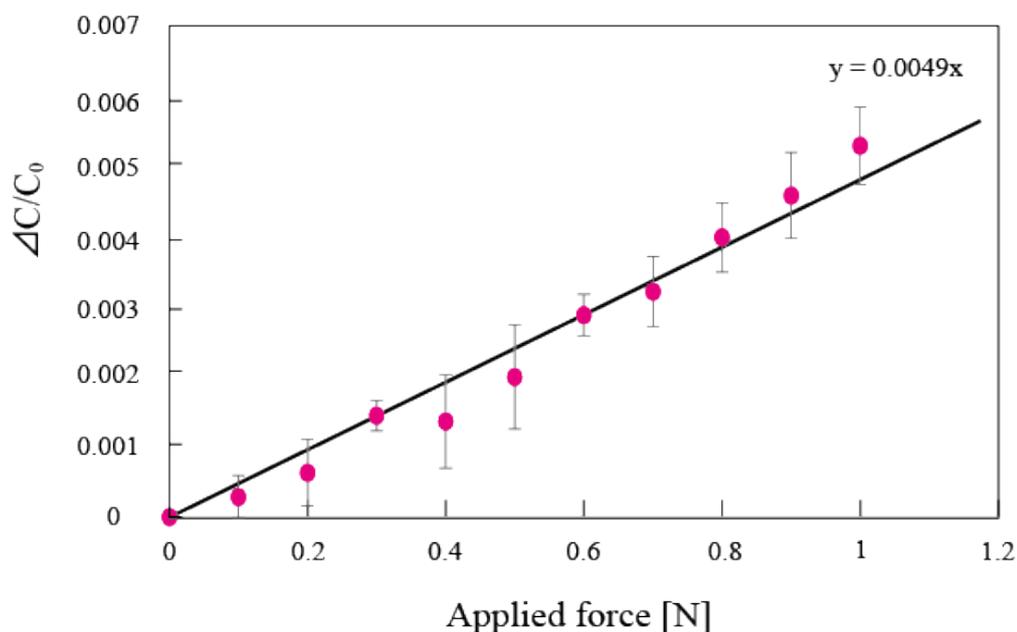


図 2.21 印加力に対するコンデンサ A の静電容量変化 (n=5)

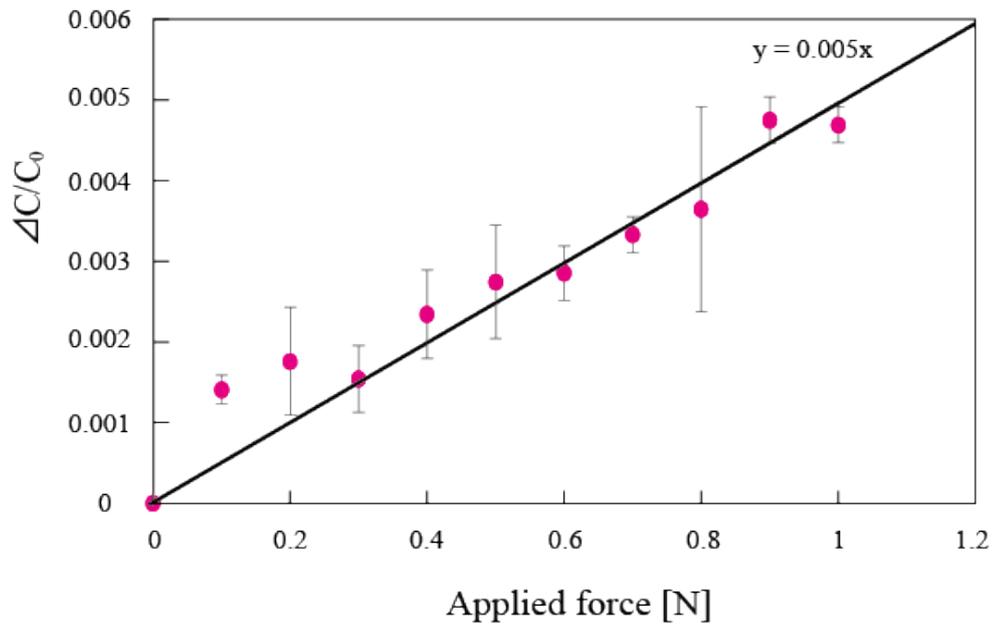


図 2.22 印加力に対するコンデンサ B の静電容量変化 (n=5)

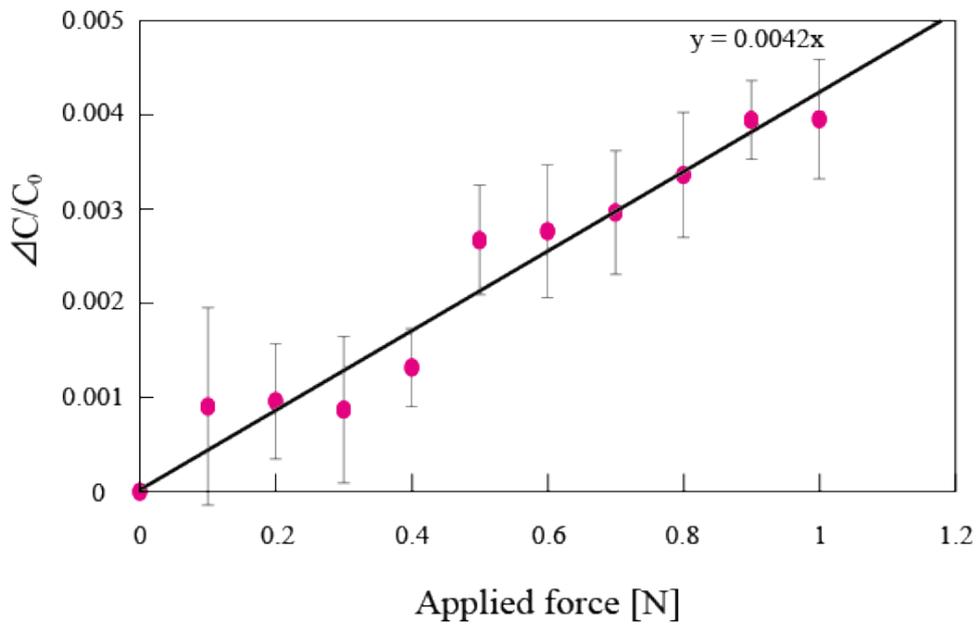


図 2.23 印加力に対するコンデンサ C の静電容量変化 (n=5)

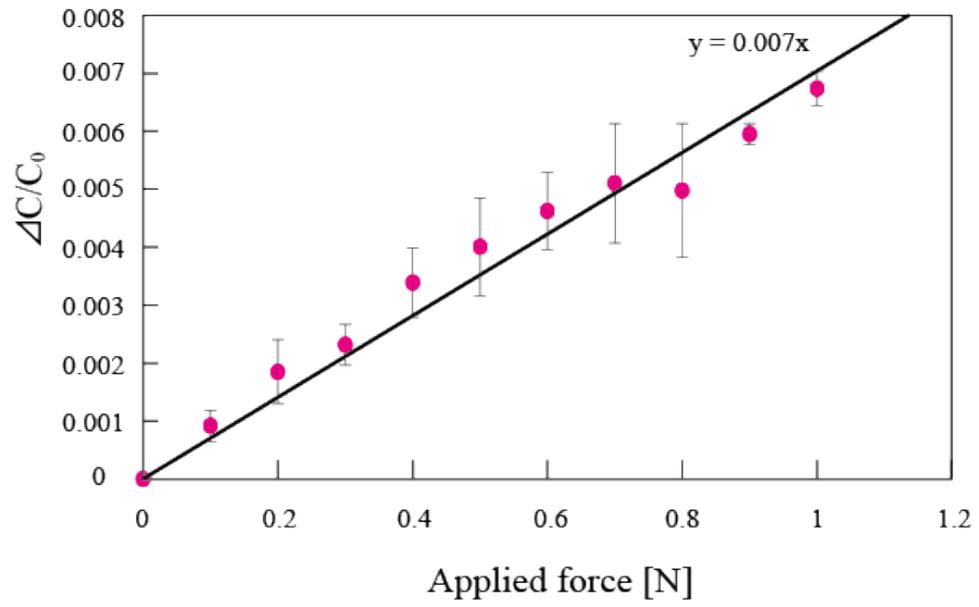


図 2.24 印加力に対するコンデンサ D の静電容量変化 (n=5)

### 2.1.8 結論

2.1 ではまずデバイスを積層構造にすることで3次元的に流路を形成し、そこに液体金属を流し込むことで、小型な電極を形成した。またその過程で電極と配線を同時に形成することから、先行研究の問題であった配線抜けによるデバイスの故障を防止した。これらから、内視鏡の機能を有したまま内視鏡に搭載可能なサイズの3軸静電容量型力センサの開発に成功した。

ボトムコンデンサに力を加えた際の静電容量変化から、Z軸方向にかかる力の大きさを測定できることがわかった。またこの静電容量変化が単調だったため、静電容量変化から加えられた力を一意的に求めることができ、センサとして機能することがわかった。トップコンデンサに力を加えたときの静電容量変化から、X-Y平面方向の力の大きさと方向を測定できることがわかった。またこの静電容量変化が単調だったため、静電容量変化から加えられた力を一意的に求めることができ、センサとして機能することがわかった。本研究のデバイスはトップコンデンサとボトムコンデンサを組み合わせることで、3軸の力測定可能なセンサの機能を有していることがわかった。

本節におけるデバイスでは、アレイ化されたセンサほどの高感度は有していない。そこでPDMSの重合比率を変えることやPDMS以外の誘電体を用いることで、測定範囲を狭めることなく感度の向上を目指す。検出される静電容量のばらつきについては不均一な電極形成によるものだと考えられる。そこで流路壁面の表面性状を変えることによって流路摩擦を低減し、電極の均一化を図る。本節のセンサは非常に小さいため、コンデンサとして検出される静電容量の値も非常に小さい。このため寄生容量による影響が非常に大きく、測定結果にも影響が出てしまっていた。そこで次節では寄生容量発生の原因を探り、その低減を目指す。

## 2.2 寄生容量低減技術の開発

### 2.2.1 原理

PDMS (polydimethyl siloxane) はキシレンとエチルベンゼンからなる二液常温硬化型のシリコン系ポリマであり、高透明、高強度という特性を持つ。MEMS の分野では、微小な造形物を転写する材料として広く用いられている。また、45°Cから200°Cという広い温度範囲での高い耐久性と絶縁効果を持っており、コンデンサにおいては誘電体としても使われている。誘電率は2.86 (-) 程度である。さらには、生体適合性も高く滅菌のための薬品耐性も有するため、医療器具などにも用いられている。また、キシレンとエチルベンゼンの重合比率を変えることにより、剛性の調整が可能である。

#### 2.2.1.1 寄生容量

寄生容量とは電気素子の間で起こる予期せぬ静電容量のことである。特にMEMS センサなど非常に小さなデバイスでは電気素子間の距離が近いこともあり、寄生容量による電気信号への影響は無視できなくなるほど大きくなることもある。

一般的に並行平板コンデンサでの静電容量はガウスの法則により、次の式で表すことができる。

$$C = \frac{Q}{V} = \epsilon_r \epsilon_0 \frac{A}{d} \quad (2-1)$$

ここで  $C$  は静電容量、 $Q$  はコンデンサ内に蓄えられた総電荷、 $V$  は無限遠点を基準とした電位、 $\epsilon_r$  はコンデンサ内の誘電体の比誘電率、 $\epsilon_0$  は真空の誘電率、 $A$  は並行平板それぞれの面積、 $d$  は並行平板間の距離である。

いま、寄生容量が二つの配線が近いことによって引き起こされているとすると、配線を二つの平行な同心円状の無限延長の円筒と仮定すると寄生容量は次のように表すことができる。

$$C = \frac{Q}{V} = \frac{\pi \epsilon_r \epsilon_0}{\ln(d/a)} \quad (2-2)$$

ここで  $\epsilon_r$  は配線間に存在する誘電体の誘電率、 $d$  は配線間の距離、 $a$  は配線の半径である。この式から、近接した配線間による寄生容量の低減には材料の誘電率を下げるか、配線間距離を遠くするか、配線の半径を細くする方法があるということがわかる。

しかし、MEMS センサなどの小さいデバイスにおいては配線間の距離や配線の半径を変えることは難しい。そのため、一般的に寄生容量の低減には近接した電気素子間に低誘電率材料を挿入する方法[96], [97]、寄生容量のあるデバイスに新たにデバイスを付け加えてその差分から寄生容量を算出し低減する方法がある[98]。しかし、MEMS センサなどでは新たな材料を加えると製造過程が煩雑になるといった問題や、デバイスが肥大化してしまうといった問題がある。

### 2.2.1.2 PDMS への UV 照射

2.2.1.1 で述べたように PDMS は高造形性を有するため、MEMS センサなど幅広く利用されている。また、2 液混合熱硬化樹脂であるため、製作も簡単なことから、工業などの分野で幅広く応用されている。また高い柔軟性と生体適合性を持つため、生体内で利用されるような医療用フレキシブルデバイスにも使われる[99],[100]。2.1 節で製作したセンサではこれらの理由から PDMS を用いたフレキシブルな静電容量型 3 軸力センサの開発を行った。しかし、寄生容量による影響から無視できないノイズが発生していた。

そこで私たちは PDMS の誘電率を下げることによる寄生容量の低減を着想した。マーティンズらの研究によれば low-k 材料の薄膜について、UV 照射によって low-k 材料中の Si-CH<sub>3</sub> 結合が一部破壊され、再結合の際シロキサン結合 Si-O が結ばれることで、low-k 材料の誘電率が下がることがわかっている[101],[102]。PDMS もシロキサン結合を有することから、本研究では low-k 材料同様に PDMS も UV 照射によって誘電率が減少するのではないかと考えた。そこで PDMS に UV を照射した際の誘電率変化を調べた。図 2.25 に UV 照射による組成変化のイメージ図を示す。

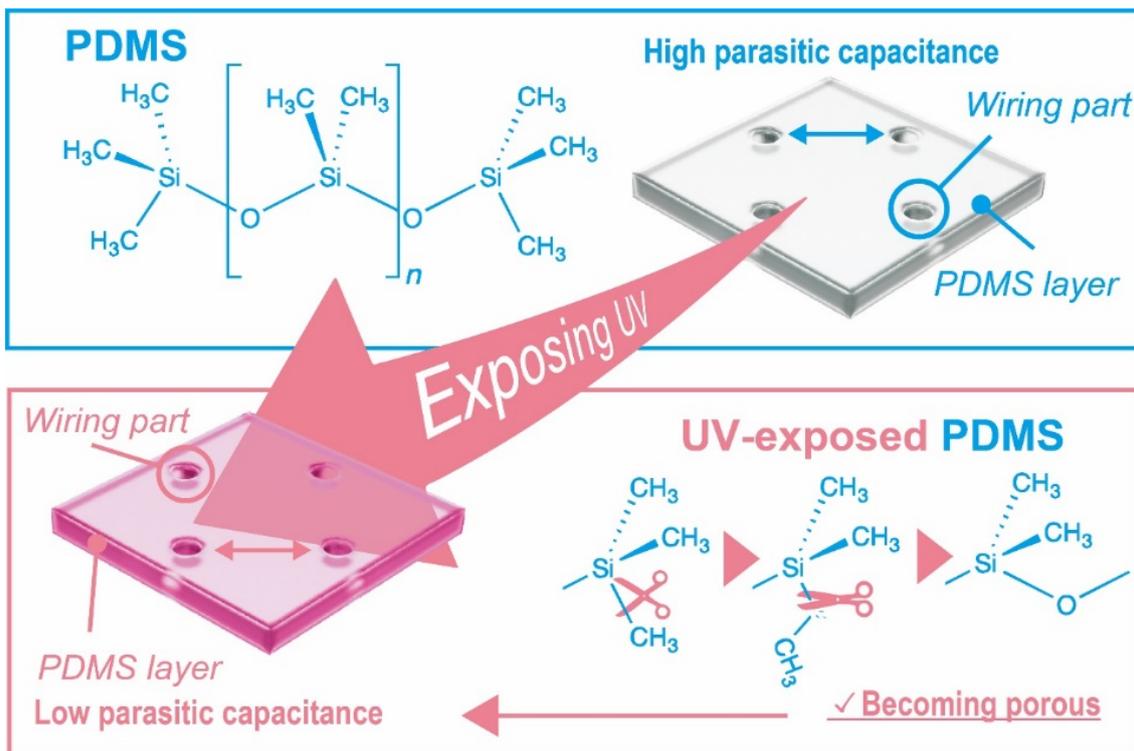


図 2.25 UV 照射による PDMS の組成変化

### 2.2.1.3 PDMS の洗浄

PDMS はキシレンとエチルベンゼンが架橋することによって形成される。PDMS はこの主剤と硬化剤の重合比を変えることで、剛性を変えることができる。これは PDMS の架橋反応の度合いによって決定される。一方で、形成された PDMS 内には反応していない未架橋剤が存在する。この未架橋剤を取り除くことができれば、PDMS 内に微小な空孔ができることで誘電率が低下すると考えられる。

三輪らはヘキサンやオゾン水といった溶剤を用いて PDMS の未架橋剤を取り除き、その際の PDMS の架橋密度が減少していることを確認している[101, p. 3]。このことから、本研究ではこの架橋密度の減少が誘電率に影響を与えると考え、誘電率の変化を調べる。また、本研究では PDMS の溶剤としてトルエン (toluene 99.5%, Fujifilm Wako Pure Chemical Corporation) -エタノール (ethanol 99.5%, Fujifilm Wako Pure Chemical Corporation) 混合溶液 (10:1) を用いた。

## 2.2.2 実験

### 2.2.2.1 照射時間に対する誘電率変化

#### 2.2.2.1.1 実験方法

UV 照射による PDMS の誘電率変化を調べるにあたって、まず PDMS 薄膜 (Silpod 184 W/C, 東レダウコーニング社) を製作した。主剤と硬化剤の割合は 10 : 1 とし、スピントータ (1H-D7, ミカサ社) を用いてガラス基板 (MICRO SLIDE GLASS S 9111, MATSUNAMI 社) 上に膜厚 250, 500, 750, 1000  $\mu\text{m}$  の PDMS 試験片を製膜した。図 2.26 に回転スピードと PDMS 膜厚の関係を記す。それぞれの膜厚は図 2.26 の回転スピードに基づき製作した。また、この関係はべき乗測によって経験的に導き出された結果である[103]。ガラス基板上から PDMS 薄膜をはく離した後、LCR メータ (ZM2376, NF 回路設計ブロック社) を用いて各膜厚の PDMS 薄膜の誘電率を計測した。この時電極にはガラス基板と同じサイズにカットした銅板 2 枚を用いた。加圧電圧は 1.0 V, 測定周波数は 1.0 kHz とし式 (2-1) を用いて PDMS の誘電率を算出した。

次に、各 PDMS 薄膜に UV を照射した。波長は 405 nm, 放射照度は 15600  $\mu\text{W}/\text{m}^2$  とした。UV 照射は 1 s 毎とし、照射後は上述の方法で同様に誘電率を算出した。この作業を各 PDMS 薄膜に対し、合計照射時間 60 s になるまで繰り返した。

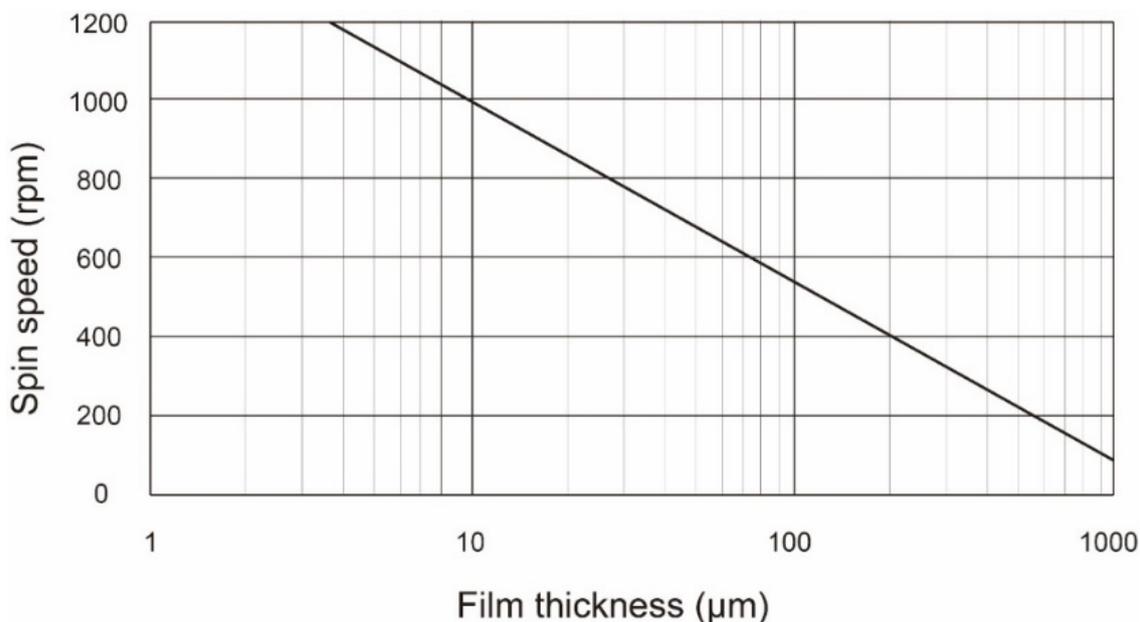


図 2.26 スピントータの回転スピードと PDMS の膜厚の関係

### 2.2.2.1.2 実験結果と考察

図 2.27 は UV 照射時間に対する各 PDMS 薄膜の誘電率変化を表している。縦軸は各 PDMS 薄膜の誘電率 (-), 横軸は UV の合計照射時間 (s) である。膜厚 250  $\mu\text{m}$  の PDMS 薄膜はおよそ照射時間 30 s までにかけて誘電率の減少がみられた。一方で 30 s 以降は誘電率の減少がみられなかった。500  $\mu\text{m}$  以上の膜厚に関しては 5 s 以降の誘電率の減少がみられなかった。この結果から膜厚 250  $\mu\text{m}$  の PDMS は UV 照射による誘電率の低下が認められたといえる。また、膜厚が小さくなれば小さくなるほど UV 照射による誘電率低下の影響が出た。Low-k 材料において、UV 照射における組成変化は表面付近に起こることが分かっている[101]。このことから、同様のシロキサン結合を有する PDMS 材料についても表面付近のみに組成変化が起こったと考えられる。そのため、膜厚が小さければ小さいほど膜厚に対する組成変化部分の影響が大きくなり、顕著に誘電率の低下がみられたのだと考えられる。

この結果から、膜厚 250  $\mu\text{m}$  以下の PDMS に 30 s 以上 UV を照射することで、低誘電率材料として利用できることが分かった。UV 照射は非常に簡単なプロセスであり、様々な PDMS をベースとした MEMS デバイスに応用できると考えられる。

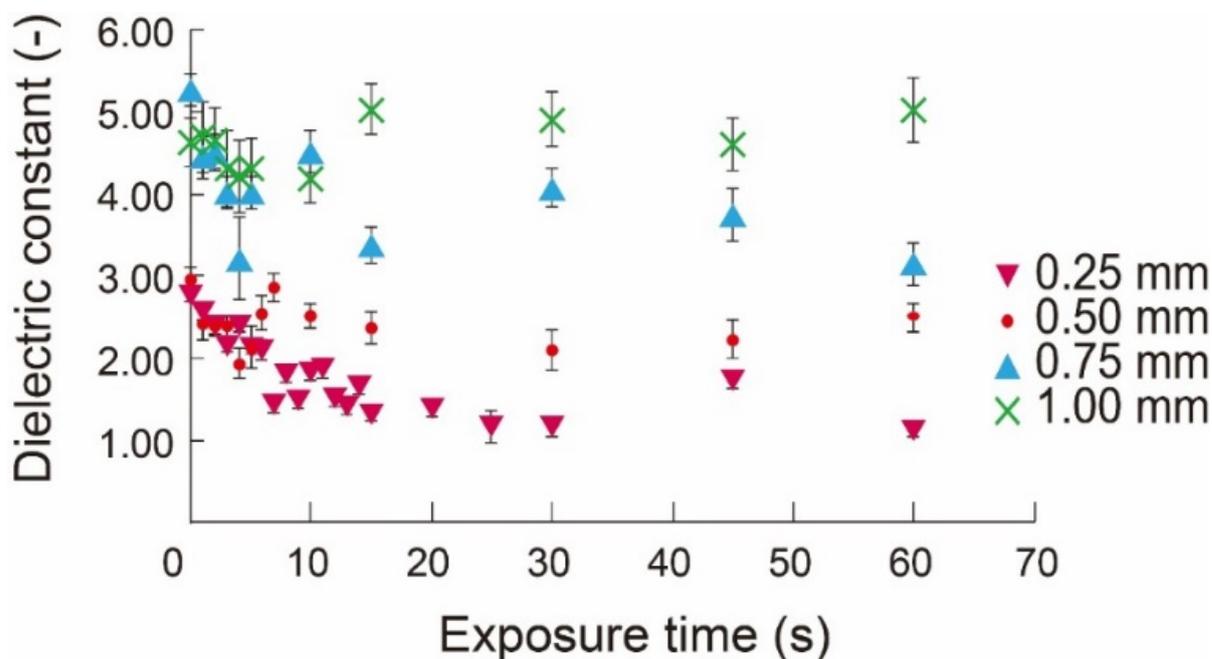


図 2.27 UV 照射時間に対する各 PDMS 薄膜の誘電率変化 (n=20)

## 2.2.2.2 PDMS 洗浄による誘電率変化

### 2.2.2.2.1 実験方法

さらなる PDMS 薄膜の誘電率低下方法として、溶剤で洗浄することで未架橋剤の除去を行う。ここでは 2.2.2.1.2 で得られた結果から、膜厚 250  $\mu\text{m}$  の薄膜に洗浄を施した。溶剤はトルエン (toluene 99.5%, Fujifilm Wako Pure Chemical Corporation) を用いた。ここで、トルエン単体での洗浄では PDMS 薄膜が変形してしまい誘電率の測定が困難となるために、エタノール (ethanol 99.5%, Fujifilm Wako Pure Chemical Corporation) で 10 倍希釈したものを用いた。この混合溶液に PDMS を 10 s 間浸し、十分乾かした後 2.2.2.1.2 と同様に LCR メータを用いて誘電率を算出した。

### 2.2.2.2 実験結果と考察

図 2.28 は未処理, UV 照射後, UV 照射かつ洗浄後の PDMS 薄膜の誘電率を示している。ここで、各誘電率は 2.85, 1.98, 1.53 であった。この結果から UV 照射かつトルエン-エタノール混合溶液を用いた洗浄によって PDMS 薄膜をさらに低誘電率化することができたといえる。この誘電率の低下は、未架橋剤が除去されたことによって、架橋密度が低下したことと起因すると考えられる。UV 照射と同様に、溶剤による洗浄は非常に簡単なプロセスであり、PDMS を用いた MEMS デバイスなどへの応用が期待される。

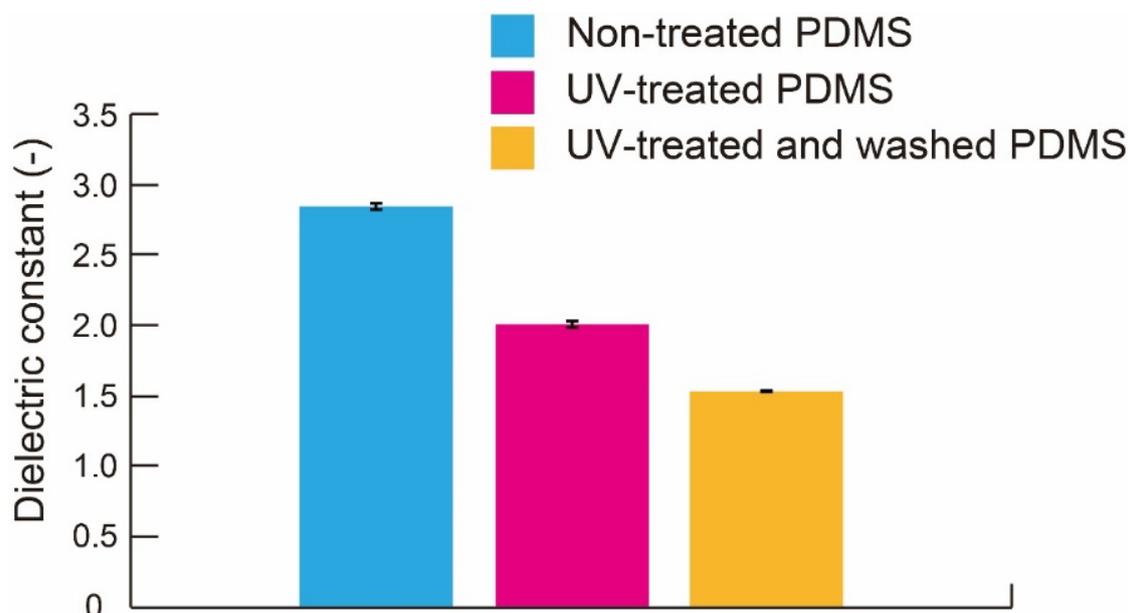


図 2.28 未処理, UV 処理, UV 処理かつ洗浄を行った PDMS 薄膜の誘電率 (n=20)

### 2.2.2.3 低誘電率化 PDMS の持続時間

2.2.2.1 で示したように、UV 照射によって PDMS 内の Si-O 結合は Si-CH<sub>3</sub> 結合に置き換わる。PDMS 内に未架橋剤が存在していた場合、結合のしやすさから UV 照射によって置き換わった結合が元に戻ることが考えられる。そこで本節では UV 処理のみを行った PDMS 薄膜と、洗浄によって未架橋剤を取り除いた PDMS 薄膜それぞれの持続時間及び安定性を評価する。

#### 2.2.2.3.1 実験方法

2.2.2.2.1, 2.2.2.2.2 の実験結果から、UV 照射および洗浄処理によって PDMS 薄膜の低誘電率化に成功した。本目では低誘電率化の持続時間についての検討を行う。まず、UV 処理を施した膜厚 250 μm の PDMS 薄膜と UV 処理および洗浄処理を施した膜厚 250 μm の PDMS 薄膜を製作した。この時、UV 照射時間は 300 s とし、洗浄時間は 10 s とした。これら 2 種類の PDMS 薄膜を 2.2.2.2.1 および 2.2.2.2.2 と同様に LCR メータを用いて 1 週間誘電率を計測した。この時、PDMS と銅板の位置は変えないようにしっかりと固定を行った。

### 2.2.2.3.2 実験結果と考察

UV 処理済みの PDMS 薄膜と UV および洗浄処理済みの PDMS 薄膜の 1 週間における誘電率変化について、図 2.29 に示す。縦軸は PDMS の誘電率 (-)、横軸は処理後の経過時間 (h) を表している。グラフからわかるように、両処理においても、1 週間低誘電率化を維持した。この結果から、本研究における低誘電率化処理は長時間の実用に耐えうるものだと見える。この低誘電率化処理は持続性という観点からも十分な効果を有しているといえる。

また、UV 処理のみの PDMS 薄膜は日によって誘電率にばらつきがあったに対して、UV および洗浄処理を行った PDMS 薄膜はほぼ一定の値をとった。これは PDMS の表面性状の変化に起因していると考えられる。もともと PDMS などのポリマの誘電率は湿度計などに利用されるほど湿度の影響を受けやすい。これは PDMS が表面に持つ親水性の高いシラノール基によるものである。三輪らの研究によれば、溶剤に溶出させた PDMS は表面の数ナノメートルの範囲でわずかにシリカ内のヒドロキシ基がメチル基に置換されシリカ化されることが報告されている[104]。シリカ基はメチル基という疎水性の傘を有することになり、これによって、PDMS 表面が疎水性へと置き換わり、湿度に対する安定性を有したと考えられる。この結果から、洗浄処理は低誘電率化を行うだけでなく、フレキシブル MEMS センサの弱点である湿度の影響を低減することのできる方法であり、幅広い研究に応用が可能であるといえる。

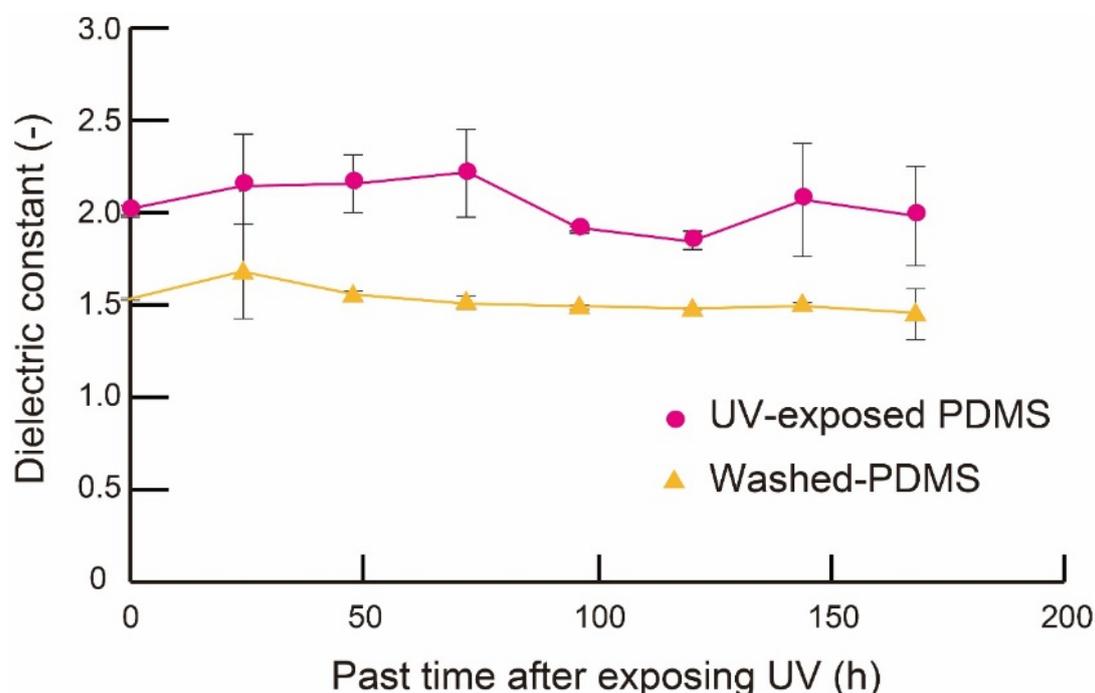


図 2.29 処理後 1 週間における UV 処理 PDMS と UV および洗浄処理 PDMS の誘電率変化 (n=20)

#### 2.2.2.4 センサの評価実験

本目では、前項までで立証された PDMS の低誘電率化技術を用いて静電容量型力センサを製作した。また、低誘電率化処理を行わずに製作したセンサと比較し評価を行った。

##### 2.2.2.4.1 センサの製作

図 2.30 に本目で製作する静電容量型力センサの構造を示す。先行研究の静電容量型 3 軸力センサと同様に、積層構造をとることで 3 次元流路を形成させ、そこに液体金属を流し込むことで柔軟なセンサを構築した。この積層構造は、8 層から成り立っており、レイヤ 2 は上部電極、レイヤ 6 は株電極の役割を果たす。積層構造をとるメリットとして、液体金属を電極とすることによるデバイスの柔軟化だけでなく、本研究の低誘電率化処理を施しやすいことも挙げられる。これらの理由から、本研究ではデバイスの積層構造を採用した。

力の測定原理としては、デバイス上部より加えられた力によって、レイヤ 4 の空気層はつぶれるように変形を起こすため、レイヤ 2、6 との距離が近づき、結果として極板間距離が変化する。この極板間距離の変化は静電容量の変化として出力されるため、力の測定を可能としている。

先行研究で課題であった寄生容量は本デバイスのレイヤ 6、7 で発生したと考えられる。レイヤ 6 では下部電極と配線、レイヤ 7 では配線同士が近くに存在し、このような電気素子の近接配置に起因しているためである。そこで本研究ではレイヤ 6、7 に UV 照射および洗浄処理を施した。

図 2.31 に本センサの製作プロセスを示す。(a) は低誘電率化処理を施さないセンサ、(b) は低誘電率化処理を施すセンサの製作プロセスである。低誘電率化処理を施さないセンサでは、まず NC 加工機 (MM-100, MODIASYSTEMS 社) を用いて製作したアクリル母型に PDMS を流し込み、PDMS レイヤを製作した。この時 PDMS は 65°C のホットプレート上で 6 時間放置し、硬化させた。母型からはくりした PDMS レイヤをリキッド PDMS でボンディングした[105]。リキッド PDMS は PDMS とトルエンを 2:3 で混ぜてできるポリマ接着剤である。リキッド PDMS を混合後、ガラス基板上にスピニングオータを用いて製膜し、製膜されたリキッド PDMS に PDMS レイヤをスタンプすることで、PDMS レイヤに数マイクロメートルのポリマ膜を形成させた。このポリマ膜はスタンプおよびその膜厚から、流路を埋めることなく PDMS レイヤ同士の接着を可能とする。この時スピニングオータは回転スピード 1500 rpm で 30 s とし、硬化時間は 65°C のホットプレート上で 2 時間とした。ボンディング後、出来上がった PDMS ベース内の 3 次元流路に液体金属 (Galinstan, Coollaboratory 社) を流し込み、測定機器接続用の銅線を挿入し PDMS でシーリングした。ここでもちいた Galinstan はガリウム 68.5%、インジウム 21.5%、スズ 10% からなる合金であり、-16°C から 80°C まで液体状態という特性を持つ。また、生体への毒性はない。

次に低誘電率処理を施したセンサの製作プロセスについて述べる。未処理のセンサと同様に、PDMS レイヤを製作した後、UV 照射および洗浄処理を施した。UV 照射時間は 300 s、洗浄時間は 10 s とした。ここでこれらの処理はレイヤ 6、7 にのみに行った。これは、

センシング部分に低誘電率化処理を施してしまった場合、感度の低下を招くためである。このようにしてできた PDMS レイヤを未処理のセンサと同様にして、ボンディング、液体金属の封入およびシーリングし、低誘電率化処理されたセンサを製作した。図 2.32 に製作したデバイスの写真を示す。

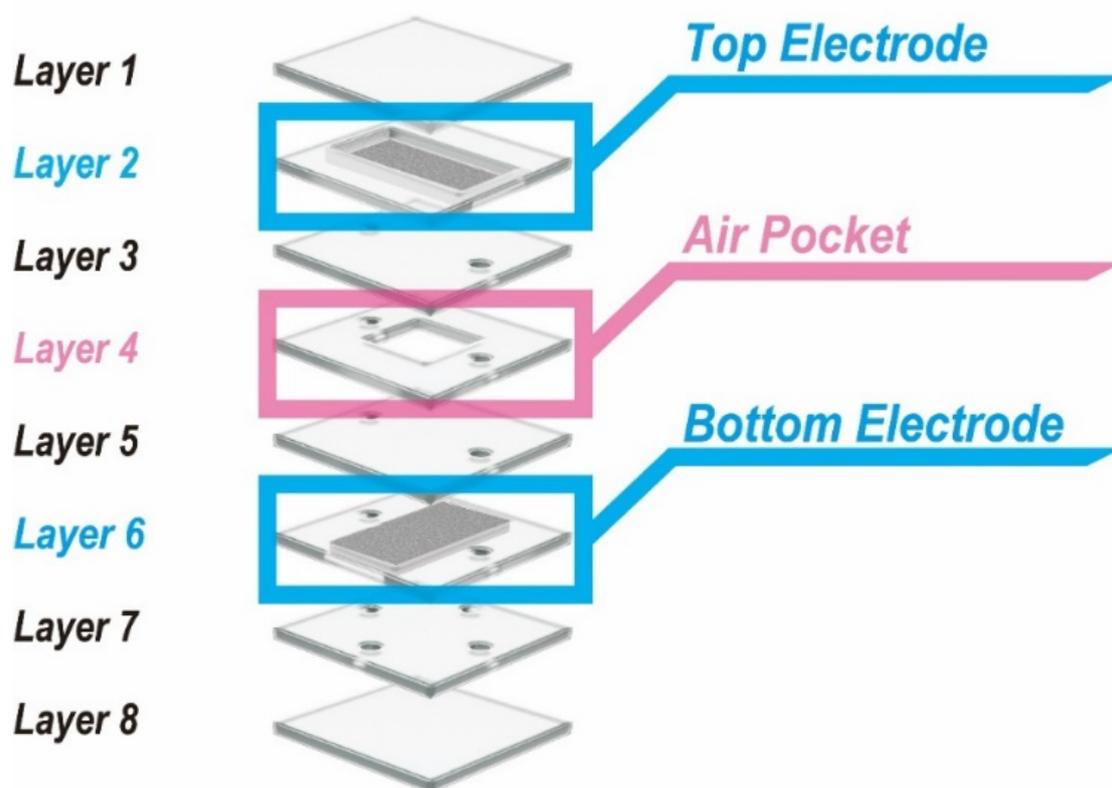


図 2.29 静電容量型センサの構造

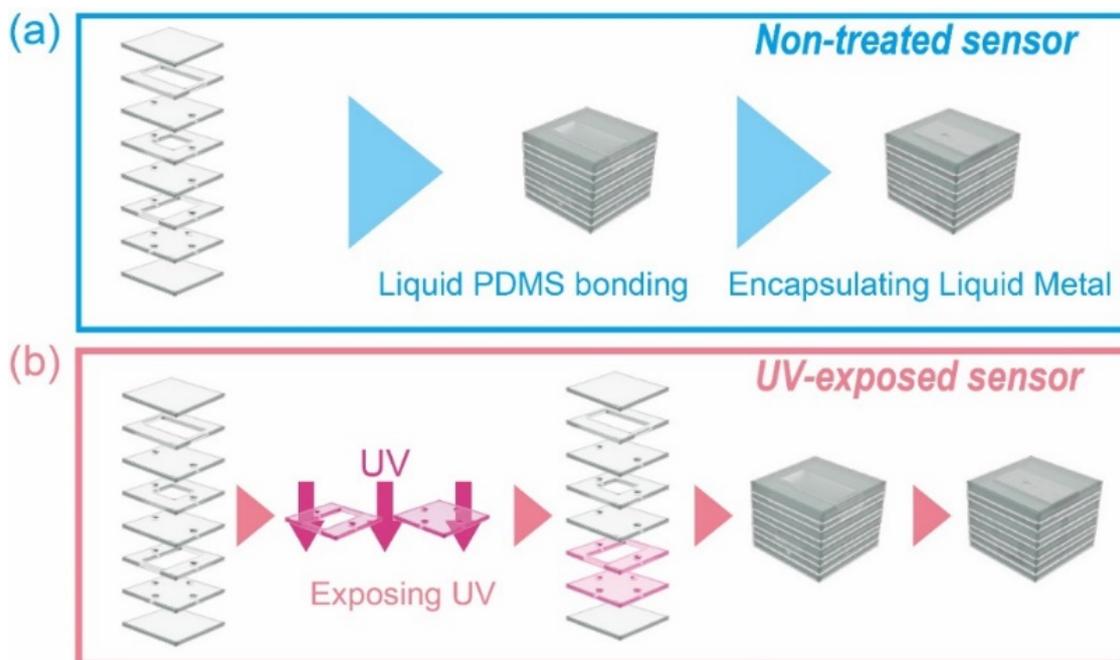


図 2.30 センサの製作プロセス. (a) 低誘電率化処理を施さないセンサの製作プロセス.  
(b) 低誘電率化処理を施すセンサの製作プロセス.

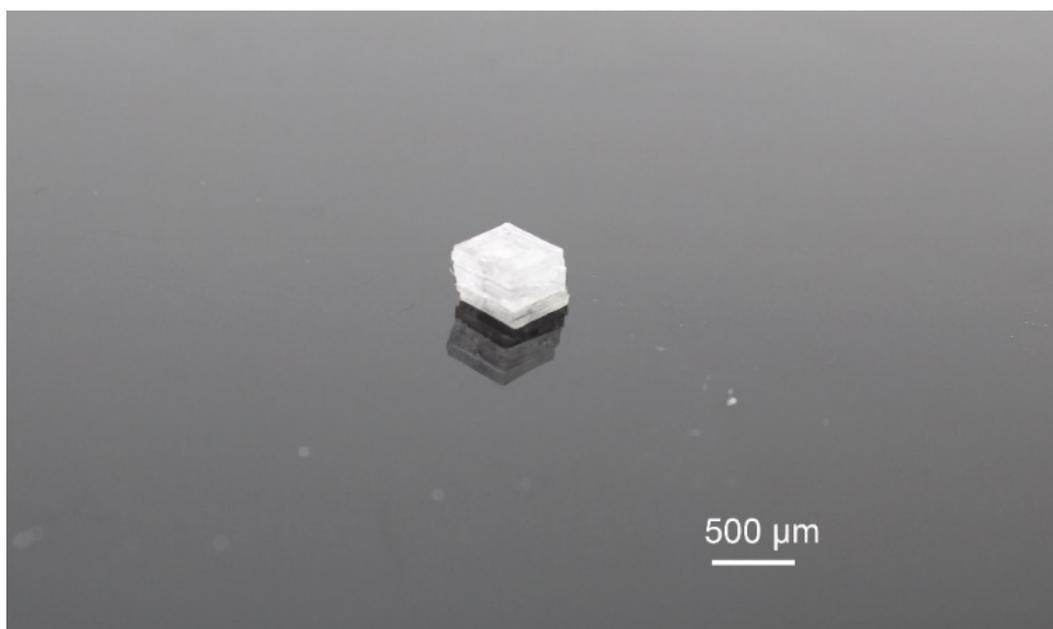


図 2.31 本研究で製作した低誘電率化処理された静電容量型力センサ

#### 2.2.2.4.2 実験方法

前目で製作した低誘電率化処理を施していないセンサと施したセンサ両方に対して、出力の安定性を測るために無加圧時の静電容量を LCR メータで計測した。この静電容量変化から、出力に対するノイズの割合を算出した。この静電容量変化から、出力に対するノイズの割合を算出した。算出方法としては、田口メソッドのゼロ望目特性を用いて SN 比を算出した。田口メソッドにおける SN 比は安全工学などに幅広く用いられ、電気信号においても用いられている[106]。本実験では、加圧時における静電容量変化が比例的に得られることからゼロ望目特性を利用した。実験装置のイメージ図を図 2.32 に描写する。

#### 2.2.2.4.3 実験結果と考察

図 2.33 に低誘電率化処理を施していないセンサ、UV 照射のみを施したセンサ、UV 処理および洗浄処理両方を施したセンサにおける各 SN 比を示す。各センサは 3 つずつ製作し、標準偏差は各センサそれぞれ 3 デバイスから得られたものである。グラフに示されたように、未処理のセンサは約 5.4 dB であったのに対して、UV 処理を施したセンサは 5.6 dB、UV 処理および洗浄処理の両方を施したセンサは 6.2 dB という結果が得られた。SN 比は出力信号に対するノイズ比であるので、SN 比が高ければ高いほどノイズが少なく出力が安定しているといえる。この結果から、低誘電率化処理によって PDMS と液体金属からなる柔軟な静電容量型力センサの寄生容量低減に成功したといえる。この結果は本デバイスだけでなく、PDMS を使ったフレキシブル MEMS センサなどに幅広く応用できるといえる。

また、各デバイスの標準偏差に着目すると、低誘電率化処理を施していないセンサと、UV 照射のみを施したセンサに関してはある程度の SN 比のばらつきがみられた。一方で、UV 照射および洗浄処理の両方を施したセンサに関してはばらつきが非常に小さいという結果が得られた。これは 2.2.2.3.2 の結果と同様に湿度の影響を受けにくくなったためだと考えられる。近年、PDMS を用いた柔軟なセンサが多く開発されている中で、PDMS は生体適合性の高さから生体用センサとしての期待が向けられている。一方生体では発汗機能や計測環境の不安定さから湿度の影響を大きく受けてしまう。このような環境において、本研究における簡便な洗浄効果はセンシング精度を高める要因としての応用が期待できる。

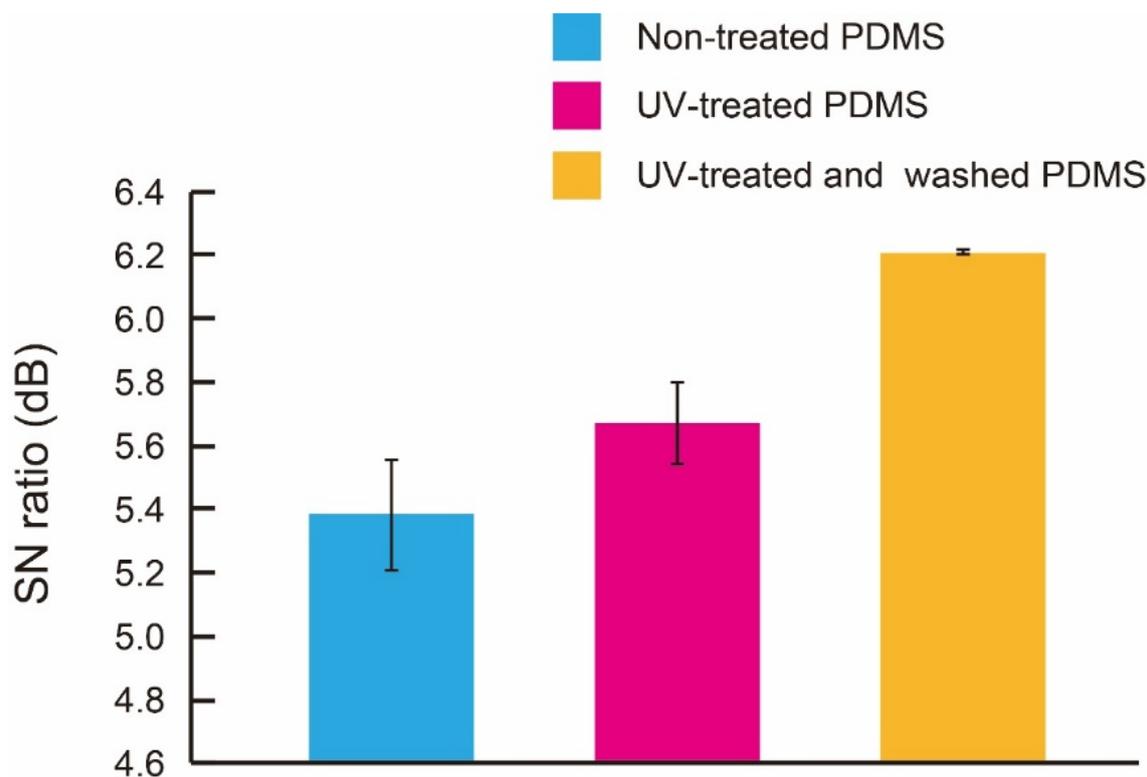


図 2.33 低誘電率化処理を施していないセンサ，UV 処理のみを行ったセンサ，UV 処理および洗浄処理の両方を施したセンサそれぞれの SN 比 (N=3).

### 2.2.3 結論

本節では UV 処理とエタノール-トルエン希釈液による洗浄との組み合わせによって PDMS の誘電率が低下することを実験的に確認することができた. 先行研究で報告した 3 次元静電容量型力センサで提案した積層タイプの PDMS フレキシブルセンサにこの技術を適用し，さらに SN 比の増大を確認した. これにより，本 PDMS 誘電率低減技術が寄生容量低減技術として有用であることを示唆し，センサのノイズ低減手法の一つとして有用であるということを実証した. 本技術は本研究において提案した触覚フィードバックシステム用のノイズ低減技術に応用できることを示唆した. さらに，本研究の単純かつ簡便な誘電率低減技術は PDMS 構造を有している MEMS フレキシブルセンサのノイズ低減に非常に効果的であり，それらへの応用が期待される.

## 2.3 押し込み量測定不要な剛性測定機構の開発

### 2.3.1 センサの設計

1.3.2 項で示したように、内視鏡先端に取り付けた触覚センサを用いて体内の触診を行う場合、押し込み量の測定不要な機構や計測システムが必要とされる。先行研究において製作された静電容量型 3 軸力センサを用いて剛性分布を計測するには押し込み量、測定対象との接触角度を計測するか、もしくは位置制御を行う必要があった。そこで本節ではセンサ内部に異なる二つのヤング率を持つひずみゲージを搭載することで、二つのひずみゲージの差から測定対象の剛性を直接計測できるシステムを提案する。詳細な測定原理については 2.3.1.2 にて示す。

#### 2.3.1.1 センサの構造

図 2.34 は本研究で提案する触覚センサの構造である。本センサは円盤形状で 4 つの扇形のひずみゲージを有する。さらに、半円形状のヤング率の異なる PDMS が配置されることで円盤形状をなしている。PDMS は主剤と硬化剤の重合比によってヤング率を変化させることができるため、本センサにおいては 10:1 のものと 20:1 の PDMS を使用した。特に、PDMS は重合比 10 : 1 で約 1.56 GPa、重合比 20 : 1 に関しては約 0.40 GPa というヤング率を有しているため、変形が容易でありセンサの感度を高く設定しやすい。また、PDMS は生体適合性が高いため、内視鏡の先端に取り付けることを考慮して採用した。

本節で提案する触覚センサは計測原理としてひずみゲージ型とした。これはせん断方向の測定に関して他の測定原理の手法よりも小型化しやすく、製作も簡便であったためである。特に本研究ではセンサ内部のヤング率を変える必要があったため、製作の簡便さを重視し、ひずみゲージ型を採用した。ひずみゲージの抵抗器には 2 章の静電容量型センサと同様の液体金属である Galinstan を使用した。液体金属を使用した理由として柔軟性、感度、複雑な形状にも対応可能な点が挙げられる。PDMS と液体金属によって製作された本センサは高い柔軟性を持ち、小さな圧力でも抵抗値が変化するため非常に高い感度を有する。また、本センサでは PDMS 上に形成したマイクロ流路内に液体金属を流し込むことで、複雑な形状の電気素子、特に配線と抵抗器を再現可能であった。

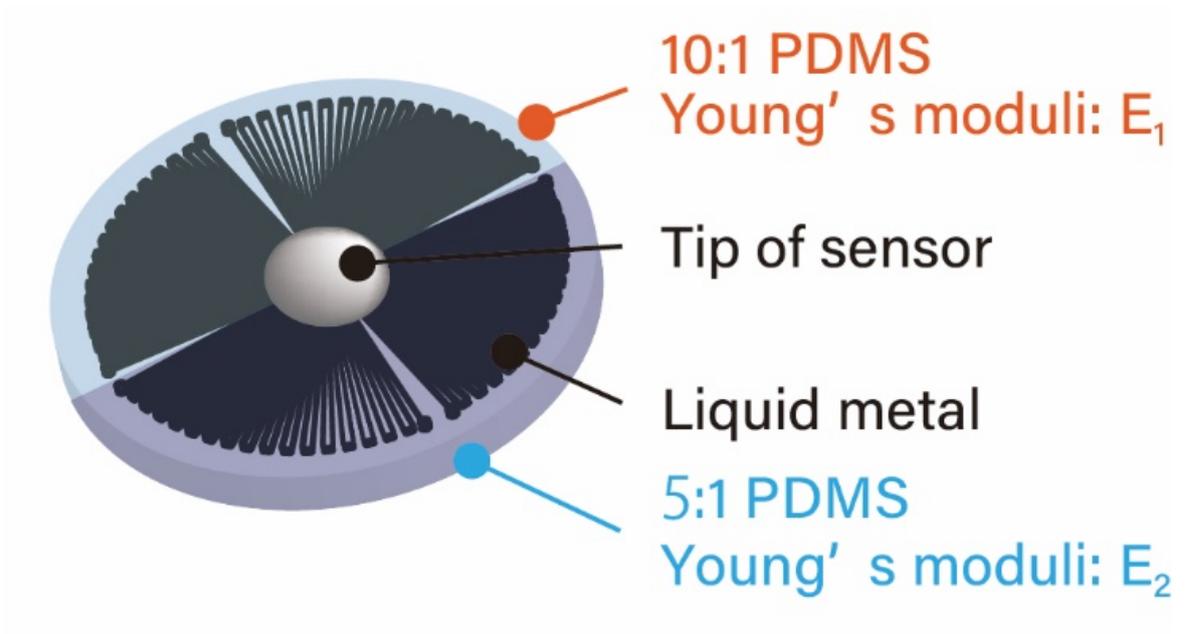


図 2.34 触覚センサの構造

### 2.3.1.2 剛性測定原理

図 2.35 (a), (c) はデバイスの側面図を示し、それぞれ測定対象との未接触時と接触時を表している。ここで4つのひずみゲージの抵抗を $R_{xn}, R_{yn}$  ( $n = 1, 2$ )とする(Fig.3.2 (b))。ここで $x, y$ は軸方向のこととする。 $x$ 軸方向においてひずみセンサの原理より、各応力 $\sigma$ は

$$\sigma_{xn} = \frac{1}{K_{xn}} \cdot \frac{\Delta R_{xn}}{R_{xn}} \quad (3-1)$$

と表すことができる。ここで $K$ は各ひずみゲージ固有のゲージ率である。デバイスの先端部が測定対象をなぞる時センサは反力 $F_T$ を受ける。これによりデバイス先端部が反力方向に移動するが、先端部とPDMSは接合されているため、各ひずみゲージは $F_{xn}$ の力を受ける(図 2.35 (d))。この反力は上述したひずみゲージの原理より算出可能である。ここで、各ひずみゲージのひずみ量 $\delta x_n$ は各反力を用いて次のように表すことができる。

$$\delta x_1 = \frac{F_1(E_1 + E_T)}{E_1 E_T}, \delta x_2 = \frac{F_2(E_2 + E_T)}{E_2 E_T} \quad (3-2)$$

デバイス先端部とPDMSは結合されているため微小領域において $\delta x_1 = \delta x_2$ とみなすことができることから、測定対象のヤング率 $E_T$ は

$$E_T = E_1 E_2 \frac{F_2 - F_1}{F_1 E_2 - F_2 E_1} \left( F_n = \sqrt{F_{xn}^2 + F_{yn}^2} \right) \quad (3-3)$$

で表すことができる。本研究ではこの原理をもととして、各PDMSのヤング率と各ひずみセンサのゲージ率とを求め、ひずみ測定を必要せずに直接測定対象の剛性を検出できるデバイスの開発を行う。

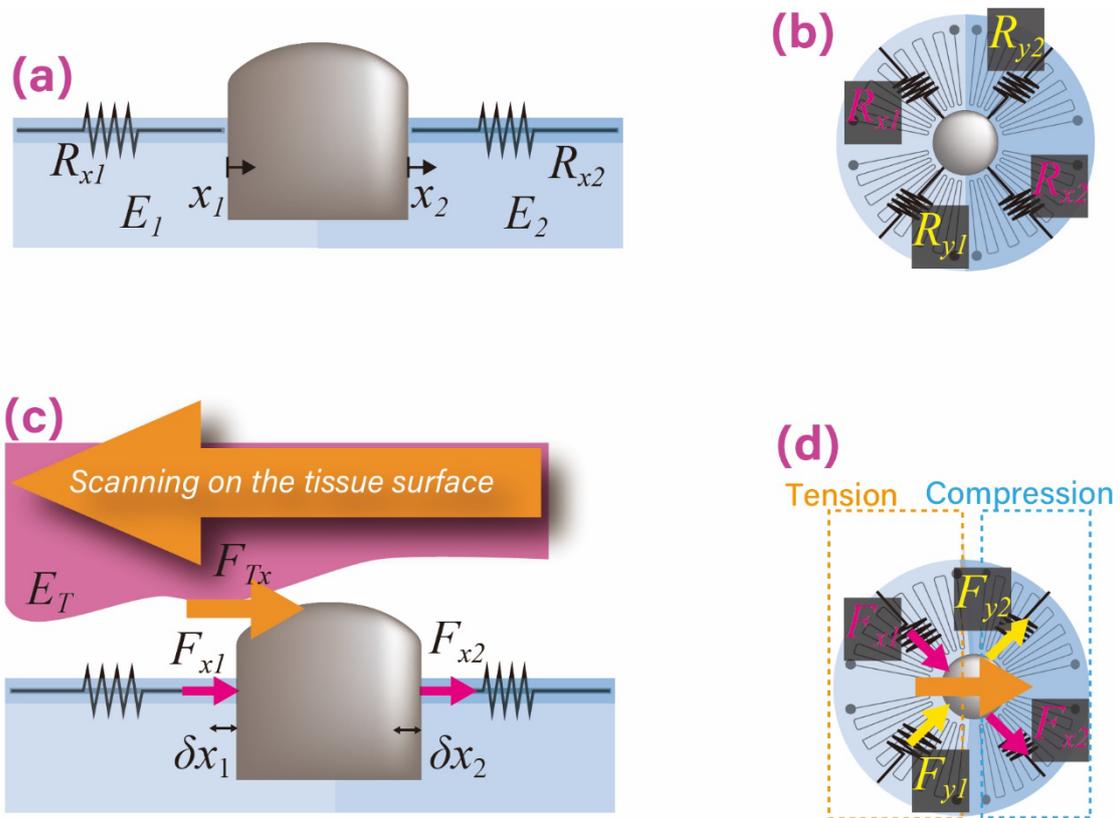


図 2.35 センサの測定原理

- (a) 測定対象未接触時のセンサ側面図イメージ
- (b) 測定対象未接触時のセンサ上面図イメージ
- (c) 測定対象接触時のセンサ側面図イメージ
- (d) 測定対象接触時のセンサ上面図イメージ

## 2.3.2 センサの製作

### 2.3.2.1 センサの材料

2.3.1.2 で述べたように、本センサは硬さ測定にあたって対角線上に存在する 2 つのひずみゲージが反力に対して同様の変位を起こす必要がある。そこで、柔軟で転写性が高く、生体適合性の高い PDMS をセンサベースとして採用した。また、本研究においては異なるヤング率を持たせる必要がある。PDMS は主剤と硬化剤の割合を変えるだけで大幅にヤング率を変えることができるため、本センサには重合比 10 : 1 (1.56 GPa) , 重合比 5:1 (1.43 GPa) のものを使用した。

配線およびひずみゲージの抵抗となる素子には液体金属である Galinstan を用いた。液体金属は一般的な個体金属抵抗に対し、小さな圧力でも抵抗変化が生まれるため、高感度なひずみゲージ型のセンサを作成することができる。また、マイクロ流路内に形成された流路に液体金属を流すことで簡単に電気素子としての機能果たすことから、柔軟なマイクロ流路チップ製作が容易な PDMS と非常に相性が良い。Galinstan はガリウム、インジウム、すずからなる合金であり、 $-16^{\circ}\text{C}$  から  $180^{\circ}\text{C}$  まで液体状態という特性を持つ。また、生体への毒性はない。一方で液体金属は高い粘性を持つため、流量によってはセンサ流路内への内部圧力がかかりやすい。特に強い圧力が加わった場合、液体金属が素子として機能している端、つまり流路入出口に関しては大きい圧力が加わることがあり、入出口のシーリングは重要である。

前述したように液体金属を封止し配線と接続するためのシーラント材料選定は非常に重要である。本章におけるシーラント材は PDMS に対して高い接着性を有する RTV Sealant 732 (Dow Corning 社)を用いた。このシーラント材は合成シリコンゴムであり、末端水酸基ジメチルシロキサン、二酸化ケイ素、酢酸、無水酢酸の合成によって形成されている。

### 2.2.3.2 ひずみゲージ型触覚センサの製作プロセス

2.3.1.1 で述べたように本章における触覚センサはひずみゲージ型とし、異なるヤング率の PDMS を円盤状に形成するために、図 2.36 に示すようなプロセスをとった。まず、NC 加工機を用いて、PDMS レイヤ全体のモールドと半月状のモールド二つを製作した。半月状のモールドに対し、重合比 10:1 の PDMS を流し込み、 $100^{\circ}\text{C}$  のホットプレートで 6 h 硬化させた。これによって作成された半月上の PDMS レイヤを大きいモールドにはめ込み、そこに 5:1 の重合比の PDMS を流し込み、 $100^{\circ}\text{C}$  のホットプレートで 24 h 硬化させた。このプロセスによって、1 つのレイヤの中に半分ずつ異なるヤング率を持つ PDMS を形成することに成功した。なおこれらのヤング率は重合比 10:1 の PDMS が 1.56 GPa , 重合比 5:1 の PDMS が 1.43 GPa であった。このレイヤを 2 つ重ね合わせて、Liquid PDMS を用いてボンディングした[3]。Liquid PDMS は PDMS とトルエンを 2:3 の割合で混ぜた混合物である。Liquid PDMS をガラス板にスピコートし、PDMS レイヤをスタンプし PDMS レイヤ同士

を接触させベイクすることでボンディングを行い、PDMS ベースを製作した。こうして PDMS ベース内にできた流路に液体金属である Galinstan を流し込み、流路口に配線をつなげてから、RTV ゴムを用いてシーリングした。また、RTV ゴムは表面が荒いため、上から少量の PDMS を塗ることによって液体金属の漏れを防いだ。RTV ゴム、PDMS 塗布後、100°C のホットプレートで 24 h 硬化させた。製作したセンサを 図 2.37 に示す。

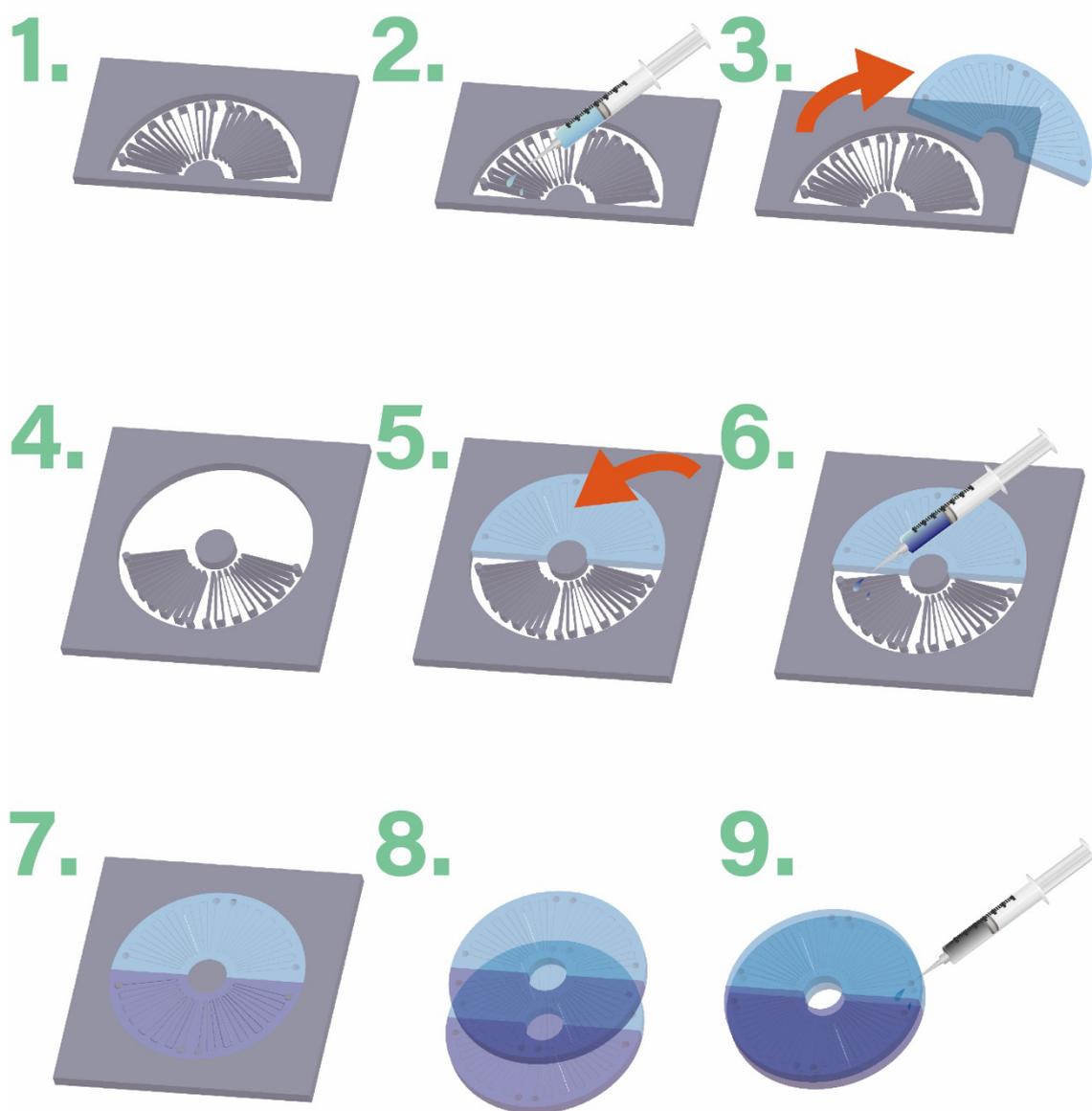


図 2.36 触覚センサの製作プロセス

1. NC 加工機による半月状のモールドの作成
2. 10:1PDMS の流し込み
3. 半月状 PDMS レイヤのはく離
4. NC 加工機による全体モールド製作
5. 全体モールドへの半月状 PDMS レイヤの配置
6. 5 : 1PDMS レイヤの流し込み
7. PDMS レイヤの硬化
8. PDMS レイヤのボンディング
9. 液体金属の流し込み

10:1 PDMS  
Young' s moduli:  $E_1$

Tip of sensor

Liquid metal

5:1 PDMS  
Young' s moduli:  $E_2$

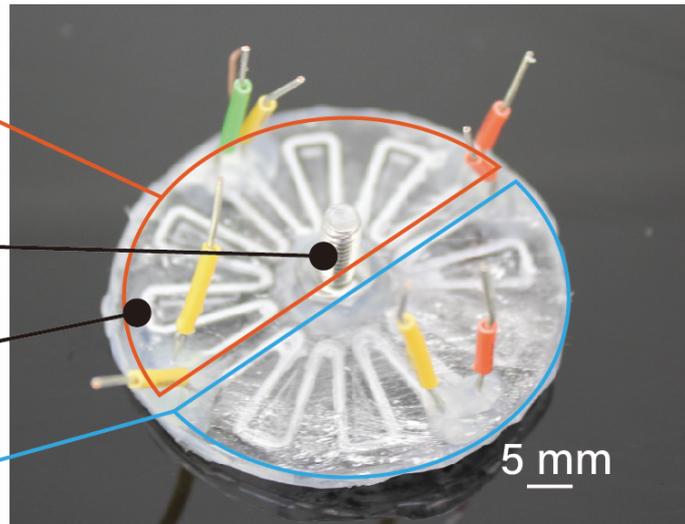


図 2.37 本研究において製作された触覚センサ

### 2.3.3 センサの評価実験

2.3.1.2 から本センサが剛性測定をする際に必要な定数は、各 PDMS ベースのひずみゲージ感度、各センサベースのヤング率である。ここで先行研究より PDMS のヤング率は既知の値を参考とし、重合比 10:1 PDMS は 1.56 GPa , 5:1 PDMS は 1.43 GPa とした。2.3.3.1 ではひずみゲージの感度を測定し、2.3.3.2 ではこれらの値から測定対象の合成を測定した。

#### 2.3.3.1 ひずみゲージの感度測定

##### 2.3.3.1.1 実験方法

センサ感度は PDMS をばね抵抗と仮定することで変位量に対する力変化から算出することができる。ひずみゲージの抵抗変化は極めて微小なため EIS (electro-chemical impedance spectroscopy) 回路を用いてノイズ除去および抵抗変化量の増幅を行うことでひずみゲージの抵抗変化を測定した。EIS 回路は電気化学的インピーダンス分光法であり、インピーダンス測定を行う計測器に直列で可変抵抗を取り付け、測定系における線形性、因果性、不変性を満たす抵抗値に設定することでインピーダンス解析が可能となる[107]。本実験においては抵抗のみの計測なため、線形性を満たすようにひずみゲージの初期抵抗とポテンシオメータの抵抗値が等しくなるような抵抗値に設定した。なお、このポテンシオメータの抵抗値設定はオシロスコープ (TPS2000, Tektronix 社) を用い、ポテンシオメータは最大 10  $\Omega$  のものを使用した。直流電源には AD-8723D (A&D 社) を用いて 2.0 V の励起電力を与えた。この時の実験装置の図を図 2.38 に示す。また図 2.39 はオシロスコープによる電圧値波形からポテンシオメータの抵抗値を調整している際の実際の波形である。

ポテンシオメータの抵抗値の調整後、オシロスコープをデータロガー (NR-500, KEYENCE 社) に変更し、電圧値と電流値をモニタリングすることで抵抗値を算出した。このとき、サンプリング間隔は 10 ms とし、周波数は 100 Hz とした。ここでひずみゲージに一定の圧力をかけるため、微小圧力試験機 (Micro Autograph MST - I, 島津製作所) を用いた。力を加える方向はセンサに対して水平とし、センサを水平に保つため、垂直ステージにセンサを固定し実験を行った。微小圧力試験機を用いて 0 から 2 N までの力を加え初期位置に戻しそれを 5 回行った。その時のひずみゲージの抵抗を調べることで、それぞれのセンサ感度 ( $N^{-1}$ ) を測定した。実験装置を図 2.40 に示す。

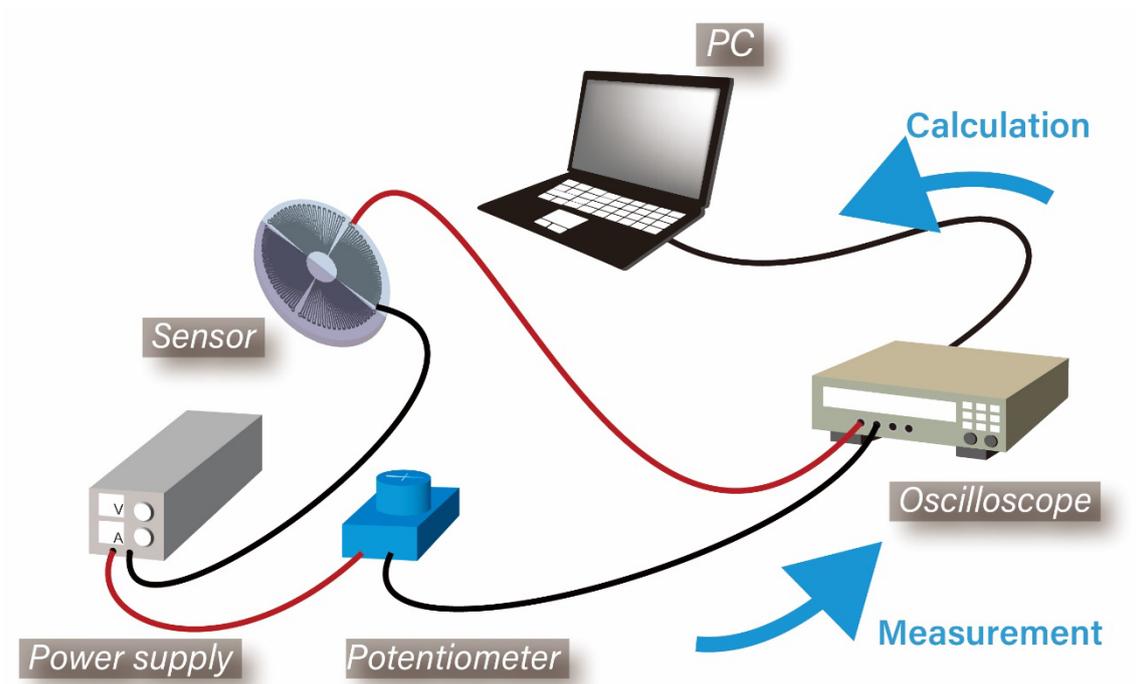


図 2.38 オシロスコープによる波形測定と EIS 回路の装置イメージ

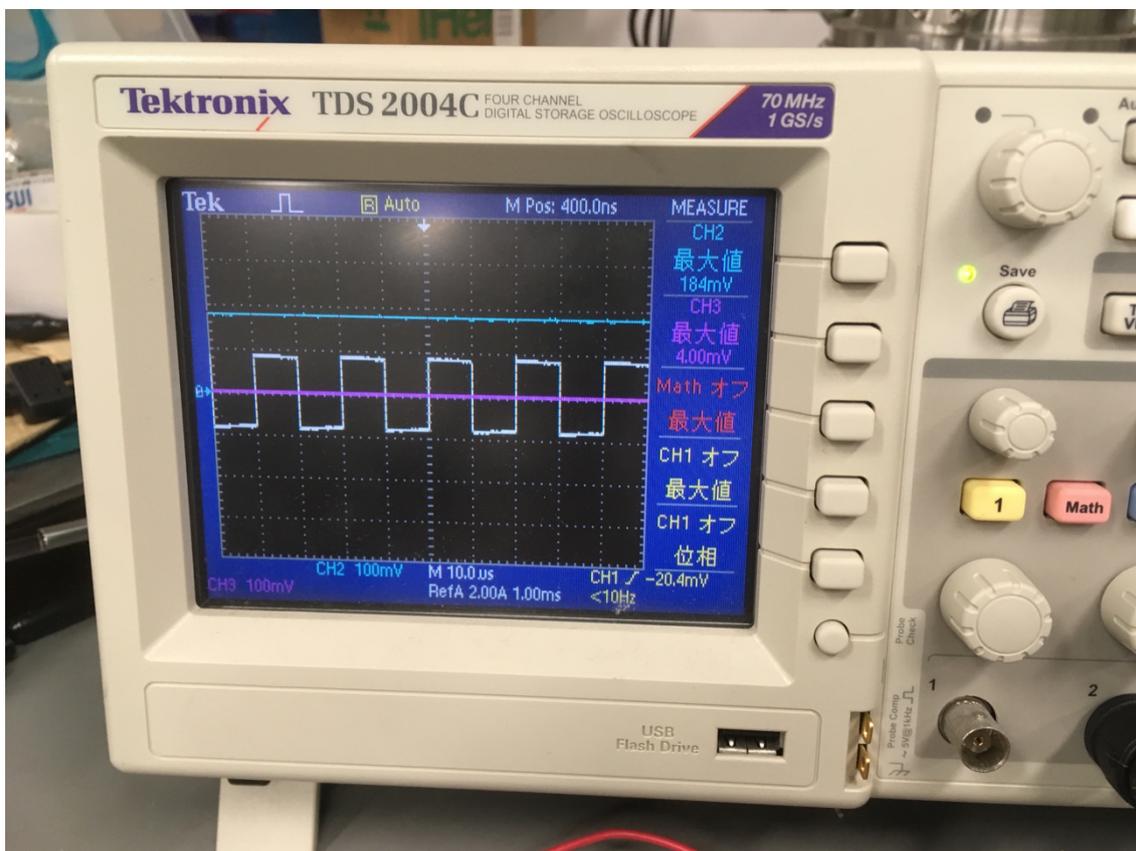


図 2.39 オシロスコープによる電圧調節

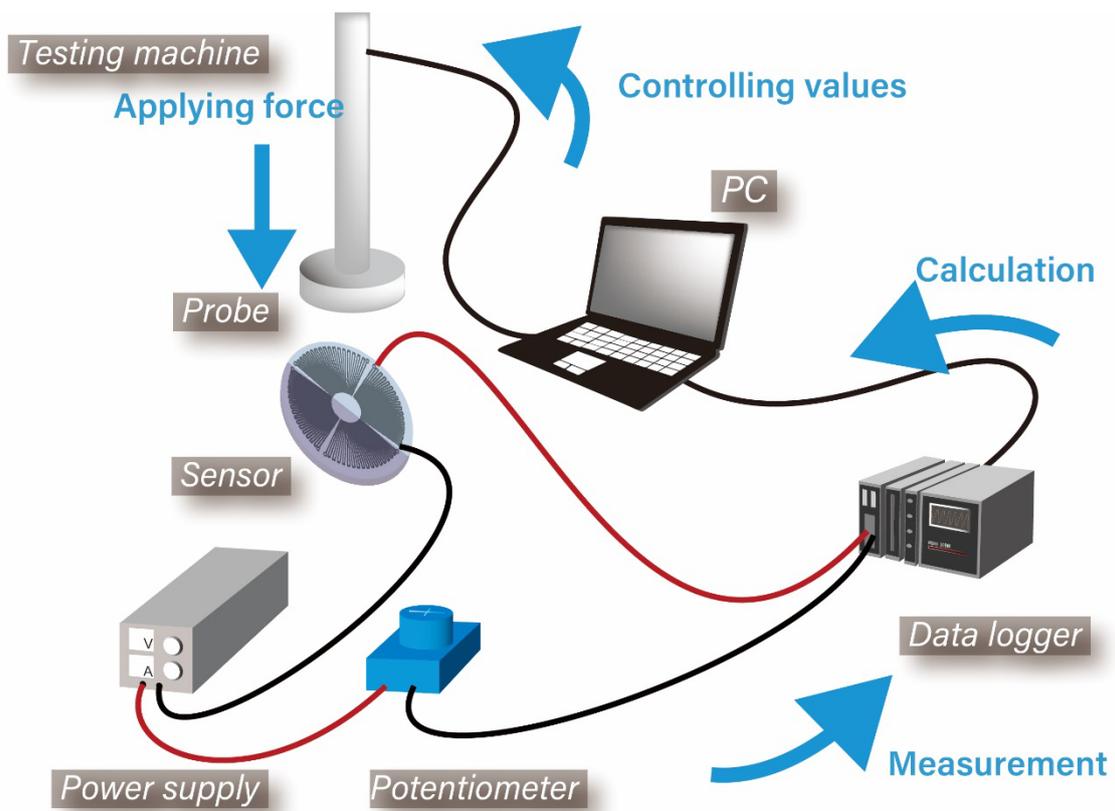


図 2.40 ひずみゲージの感度測定実験装置イメージ図

### 2.3.3.1.2 実験結果と考察

図 2.41 に印加力に対するひずみゲージの感度を示す。縦軸は初期抵抗あたりの抵抗変化量 (-), 横軸は加圧力 (N)を表している。圧縮試験機からひずみ量, 圧縮力を計測し, データロガーより抵抗値を算出した。フックの法則から, ひずみと応力は比例するため, 圧力についても線形近似を行った。ここで, 青線は 10:1 PDMS の加圧力と抵抗変化のデータを最小二乗法によって近似した比例式, オレンジの線は 5:1 PDMS のものである。この結果から各感度は 10:1 PDMS について  $0.0007\text{ N}^{-1}$ , 5:1 PDMS について  $0.0011\text{ N}^{-1}$  となった。生データにおいてはヒステリシスによる影響がみられた。PDMS は非常に柔軟な素材であり, 加圧後元の流路幅に戻るにあたって緩やかなカーブを描く。実際に測定の際ではこの緩やかなカーブがデータロガーの電圧値でも見られた。ヒステリシスの影響を考慮し, 本実験では加圧時のみの抵抗変化を抽出しセンサ感度とした。次項ではこの結果から得られた各ひずみゲージの感度を用いて剛性測定を行う。

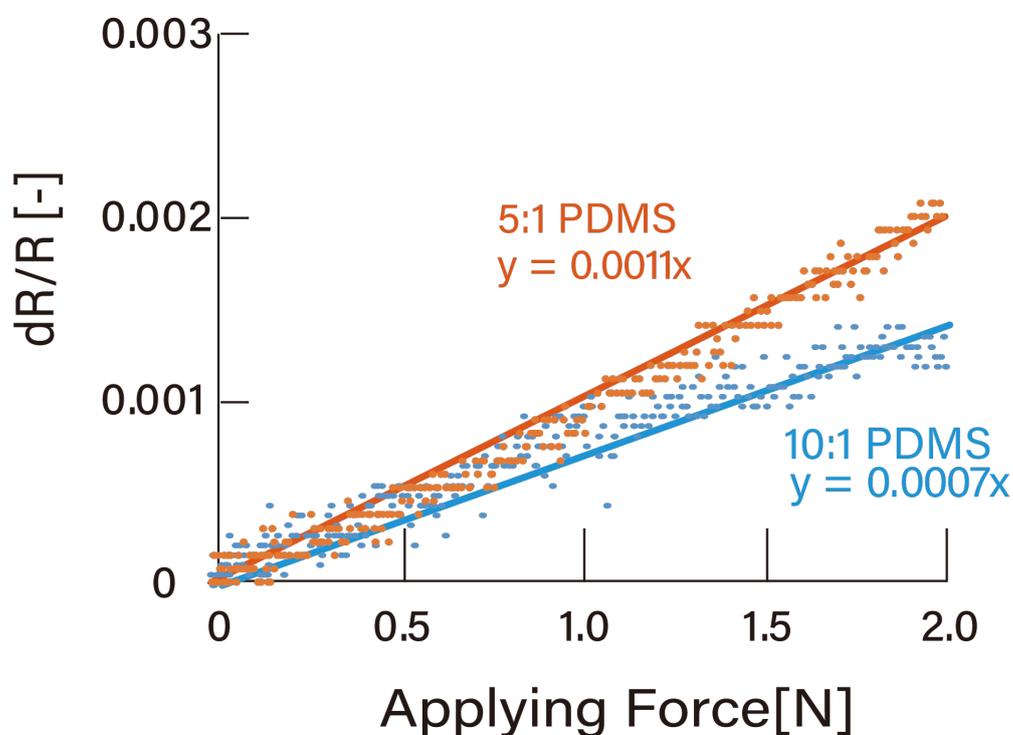


図 2.41 印加力と各 PDMS におけるひずみゲージの抵抗変化

## 2.3.3.2 センサの剛性測定実験

### 2.3.3.2.1 実験方法

ひずみゲージの感度測定実験と同様に圧力試験機を用いて、センサの剛性測定を評価した。測定対象は微小圧力試験機先端のロードセル (45 GPa) とした。また、測定時におけるポテンショメータ、電源、データロガーのパラメータは感度測定の実験と同様とした。微小圧力試験機を用いて 1 mm/sec. のスピードで垂直ステージに固定されたセンサに対して、水平にロードセルを侵入させた。この時の押し込み量と得られる剛性の関係を調べた。なお、PDMS の剛性は既知の値である、10:1 = 1.56 GPa , 5:1 = 1.43 GPa を用いた。実験装置を図 2.42 に示す。

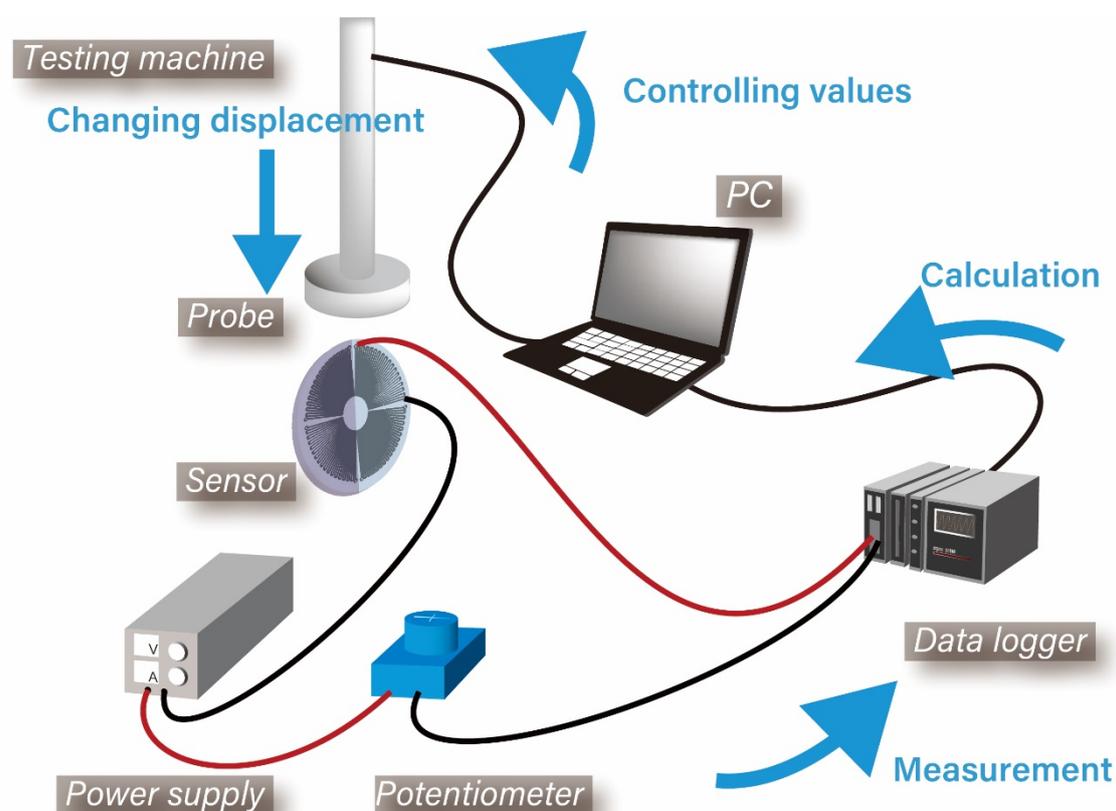


図 2.42 剛性測定実験の装置イメージ図

### 2.3.3.2.2 実験結果と考察

圧縮試験機によって押し込み量を制御し，その際のデータロガーより抵抗値を算出した．式 (3-3)にセンサ感度とヤング率を代入して得られる式を以下に示す．

$$E_T = 2.2308 \times 10^9 \frac{F_2 - F_1}{1.43F_1 - 1.56F_2} \quad (3-4)$$

ここで $F_n$ は各ひずみゲージにより算出される力， $E_T$ は測定対象物の剛性である．この式に2.3.3.2.1 で得られたセンサ感度を用いて算出された力を代入し，測定対象の剛性を求めた．図 2.43 に測定対象物のセンサへの押し込み量に対する剛性を示す．縦軸は剛性 (GPa) ，横軸は押し込み量 (mm) を表している．図に示されたように，本センサから読み取れる剛性は約 40 GPa と，ほぼ一定の値を示しているということが分かる．この結果から，本センサによって開発されたセンサは測定対象物の押し込み量によらず測定対象物の剛性を測ることができるといえる．一方で，今回の測定対象物としたロードセルのフレーム剛性は 45 GPa であり，本センサによって得られた値とは約 10 パーセントの誤差が生じた．この誤差に関してはセンサが有するヤング率の違いが挙げられる．本研究において使用したヤング率は 10:1 PDMS と 5:1 PDMS のみを試料として測定したヤング率である．本センサはひずみゲージとして液体金属を含むため，ヤング率が実際と異なっていたと考えられる．また，シーリングを行った際の RTV ゴムのヤング率も影響しているといえる．これらヤング率の違いが本センサにおける誤差の影響になったのではないかと考える．

上記の結果から本センサは押し込み量に関わらず測定対象の剛性を測ることができるといえる．この結果は 2.2.1.3.2 で述べた，内視鏡先端に取り付けた触覚センサによって体内触診を行う際に必要な押し込み量不要という条件を満たしており，本センサのセンシングシステムは体内触診に応用できるシステムだといえる．一方で，本センサの直径は 40 mm と大きく，内視鏡に取り付けることはできないため，今後小型化が必要である．

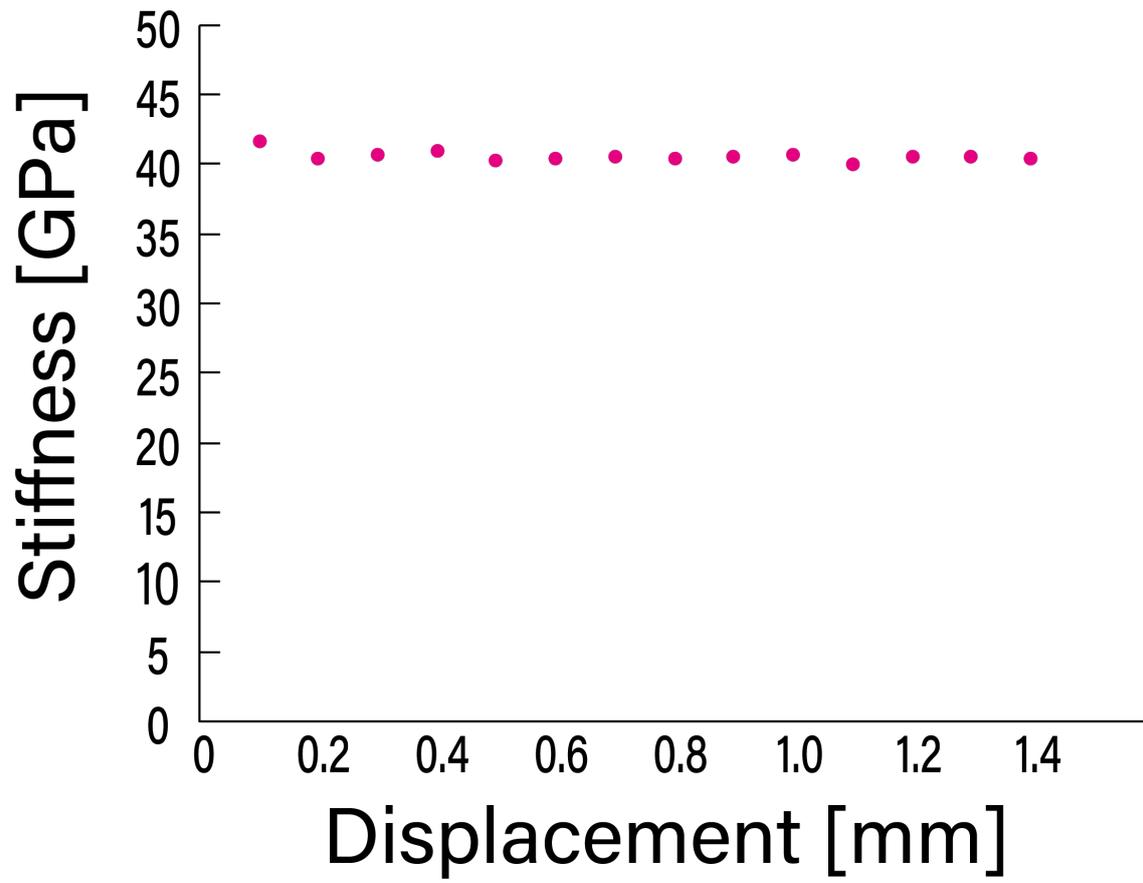


図 2.43 押し込み量を変化させた際の剛性測定結果

### 2.3.4 結論

2.3 では PDMS の重合比の差からセンサ内部に異なるヤング率を有するひずみゲージ型の触覚センサの製作プロセスを提案した。さらに、その触覚センサを用いて、測定対象の押し込み量によらず測定対象の剛性を測定可能だということが示唆された。この結果は内視鏡と触覚センサを組み合わせることで体内触診を行う上必要な押し込み量不要という条件を満たしており、本センサのセンシングシステムは体内触診に応用できるシステムだといえる。本センサは体内触診や押し込み量測定、位置制御が困難な際の測定対象物への測定に適したシステムを有しているといえることから、本センシングシステムを応用していくことで、剛性測定が必要な幅広い分野での応用が期待される

---

---

## 第 3 章

# 自然言語処理を用いた教師ラベルなし触覚情報 抽出技術

---

---

本章では，世の中のテキストコーパスから自然言語処理を用いて，触覚認知情報を抽出するという，触覚研究の新しいアプローチを提案する．1.3.2 で示したように，触覚においては触対象の材料特性とヒトの認知情報が紐づいていないため，これらの関係性を解明することが必要である．一方で，現在精力的に研究されている触覚データマイニングにおいては，ヒトの認知情報を被験者の官能評価実験を元に収集しているため，サンプル数は多いとはいえ，**Deep Learning** に応用するにあたって，大きな課題となっている．そこで本研究では，触覚が言語として認知されていることに着目し，世の中のテキストコーパスから触覚情報を抽出できるのではないかと考えた．触覚が言語として認知されているということは，触覚にまつわる単語の意味は本質的に触覚のメタ情報を有していると言える．よって，自然言語処理を用いてテキストコーパスから文章や単語の意味を学習させることによって触覚情報を含む単語の意味を学習できる．すなわち，触覚認知情報を抽出できるという手法である．本手法は従来の触覚データマイニングで必要であった，被験者実験必要とせず，触覚情報を抽出可能な全く新しい手法であり，触対象の材料特性とヒトの認知情報との関係性を解明するうえで，非常に大きなブレイクスルーになると言える．本章ではこの被験者実験を伴わない，触覚認知情報を取得可能な自然言語処理技術に関して，原理，実装方法，および生成されたベクトルの妥当性の検証を論じる．また本研究において

は、オノマトペが微細な触覚情報の違いを認知できることから、触覚にまつわるオノマトペを中心にベクトル化および可視化を行う。本研究におけるオノマトペは早川ら[94]の研究を参考に42単語、形容詞は6単語とした。なお、オノマトペと形容詞の一覧は表3.1に示す。

表 3.1 本研究で使用するオノマトペと形容詞の一覧

オノマトペ				
ふるふる	ぐにやぐにや	けばけば	こちこち	ざらざら
ぷにぷに	くによくによ	ぬるぬる	もちもち	ごつごつ
ごりごり	すべすべ	ねばねば	ねちゃねちゃ	ぷちぷち
つぶつぶ	ねちょねちょ	ぬめぬめ	しわしわ	がさがさ
じょりじょり	こりこり	ふさふさ	もこもこ	ふかふか
かさかさ	ぷにゆぷにゆ	ちくちく	ごわごわ	とろとろ
じゃりじゃり	べちゃべちゃ	とげとげ	くによくによ	さらさら
しよりしより	ぷつぷつ	べたべた	ふにやふにや	にゆるにゆる
つるつる	べとべと			
形容詞				
硬い	柔らかい	粗い	滑らか	湿っている
乾いている				

### 3.1 原理および提案手法

自然言語処理の基本的な手法の一つに、コーパス中の単語を高次元のベクトル（単語埋め込み）で表現し、テキストコーパス中の文法的・意味的な関係を学習する方法がある。

これらのベクトルは、Word2Vec [108]や FastText [109]などの機械学習アルゴリズムを用いて構築される。これらのアルゴリズムでは、テキストコーパス内の単語の共起に関する情報を利用して埋め込み表現を生成する。例えば、単語の意味を表す豊富なコーパスから学習する場合、「学校」という単語を表すベクトルは、「大学」を表すベクトルや「教育」を表すベクトルと近いベクトル間距離を持つはずである。つまり、単語間の意味の近さがベクトル同士の近さと相関を持つ、すなわち単語の意味を学習することができる。これを実現するアルゴリズムとして、後述する Skip-gram 型や Cbow 型などが存在する。これらのアルゴリズムは自然言語処理においては非常にシンプルかつ強力な手法である。図 3.1 に Skip-gram 型アルゴリズムのイメージ図を示す。

ここで重要なことは、Word2Vec のように、対象となる単語の近傍に現れる単語を予測して意味を学習する Skip-gram 型の NLP アルゴリズムは、近傍の単語を教師データとして使用するため、人間によるラベル付けを必要としない、すなわち教師なし学習であるという点である。

触覚は言語として認識されていることから、言語に関する意味データの集合（コーパス）から単語埋め込み表現を取得し、触覚を表現する単語に限定することで、触覚情報から意味情報を抽出することができると考えられる。

1.5.2 で示したような、従来のオノマトペマップなどの触覚情報の可視化ツールが被験者実験の結果に基づいているのに対し、本手法ではアーカイブされたコーパスを教師データとして用いて触覚語のベクトルを作成することで、被験者実験なしに（つまり人間のラベリングなしに）触覚情報を可視化することができる。

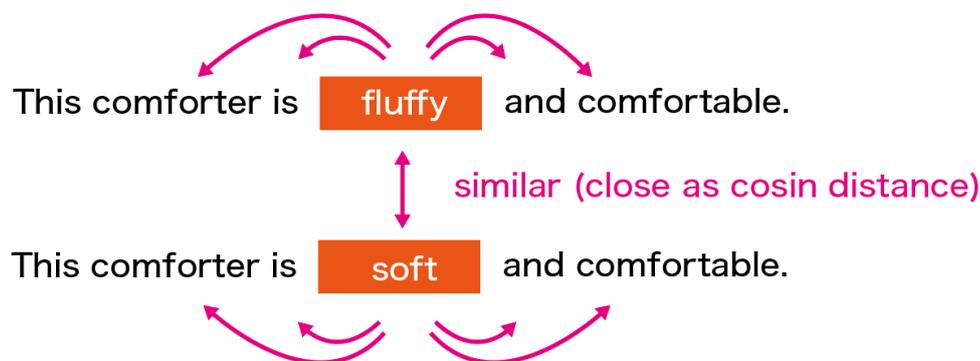


図 3.1 Skip-gram 型アルゴリズムのイメージ図

### 3.1.1 自然言語処理モデルの検討

1.5.2 で示したように、触覚の単語と触覚情報を対応づけ、可視化する研究は精力的に行われているが、被験者の官能評価を必要としている。本研究では自然言語処理によって、言語空間上で触覚にまつわる単語がもつ意味を可視化し、被験者実験を伴わずに各触覚要素や触覚単語の関係性を得ることを目的とする。自然言語処理においては、各単語間の関係は一般的に各単語を固定長のベクトルで表現（単語の分散表現）し、それらのベクトルのコサイン距離を求めることによって関係性および単語の意味を得ることができる。すなわち、触覚にまつわる単語の意味を自然言語処理で学習し、その単語のベクトルを分析することで、被験者実験なしに単語から触覚情報を抽出可能となる。本研究においては、日本語の触覚の単語を学習させる上で、日本語の単語を網羅しているような大規模コーパスで学習するか、もしくは未知語に対してもベクトルを与えるような単語分散表現手法が必要である。これらを満たすような代表的な手法には以下のものがある。

#### 3.1.1.1 Word2Vec

Word2Vec [108]は2013年に Mikolov によって提案された手法である。

Word2Vec は入力層-隠れ層-出力層の2層のニューラルネットワークで構成される自然言語処理モデルである。Word2Vec では skip-gram 法 (Continuous Skip-Gram Model) と CBOW 法 (Continuous Bag-of-Words Model) のふたつのモデルが提案されている。

skip-gram 法では中心のある単語から周辺の単語を予測する手法のことであり、入力として中心語を与え、その周辺後の予測を出力する。これによって、一般的な大規模コーパスを教師ラベルとして使用できるため、煩雑なデータセットの作成なく簡便に学習を進めることができる。CBOW も skip-gram と同様に、学習手法は教師あり学習であり、この場合の入力は周辺語、出力は中心語となる。一方で本モデルは、学習方法の制約上、未知語への対応ができないという課題があった。

#### 3.1.1.2 FastText

FastText [109]は2016年に Mikolov によって提案された手法であり、Word2Vec では対応が難しかった未知語に対応できるようにされたモデルである。

各単語を sub-word に分割し、各文字の n-gram に対する特徴量を抽出し、各特徴ベクトルを足し合わせることで単語ベクトルを生成するというものである。これによって単語の活用系や類似単語、複合語に対応することができるようになり、コーパスに存在しない未知語に対応できるようになった。

#### 3.1.1.3 ELMo

ELMo [110]は2018年に Peter らによって提案された手法である。従来までの FastText を含む Word2Vec ベースなモデルの単語分散表現は文章間の関係性（文脈を理解すること）

が抽出できないという課題があった。同じ単語でも文脈が違えば意味が変わる単語があるため、一単語につきベクトルとなる Word2Vec ベースなモデルでは表現できない場合があったためである。そこで、ELMo では対象となる単語が含まれている文章全体をインプットとして単語の埋め込み表現を得ることで、多彩な表現を可能としたモデルである。

さらに、Word2Vec では入力 of Embedding 層の重みが埋め込み表現となっていたが、ELMo では双方向 LSTM を用いることで埋め込み表現が全ての隠れ層の出力値の関数とすることで、より多彩な表現ができるようになった。

### 3.1.1.4 BERT

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformer) [111]とは Google の研究者である Devlin らによって開発された、汎用的な自然言語処理モデルであり、Google 検索などのバックエンドアルゴリズムとして組み込まれている。BERT のモデルは Transformer [112]を用いた双方向エンコード表現からなり、単語埋め込みの事前学習と NLP タスクを解く際に同じモデルで扱うことができる「ファインチューニング」モデルである。

Transformer [112]とは 2017 年に Vaswani らによって提案された手法で、従来の翻訳手法であったエンコーダデコーダモデルに畳み込みニューラルネットワーク (CNN) や再帰型ニューラルネットワーク (RNN) を組み込んだモデルではなく、Attention のみを用いたエンコーダデコーダモデルである。

それまでのエンコーダデコーダモデルは Encoder と Decoder それぞれに RNN を用意し、Encoder で入力を中間ノードとして変換し、Decoder の入力として用いることで出力結果を得るというものであった。さらに、Attention という手法で Encoder での隠れ層を Decoder でも利用することで、従来のエンコーダデコーダモデルよりも精度を高めていた。

Transformer ではこのエンコーダデコーダモデルにおいてこの重み共有だけでなく、従来のエンコーダ RNN に相当する部分を Self-Attention (文章の中から各単語の関連性をスコアリングすることでベクトル表現を得る方法) を用い、デコーダ RNN に相当する部分を Masked Self-Attention (各単語の位置において、その時点での単語の右側を「Mask」(無視)して Self-Attention を行う方法) を用いている。RNN では各単語の重み付けを全結合的に行うため、後半の文章の重みが優先され、長文間での単語の意味の依存性を担保できず、また、多くの計算リソースが必要という課題があった。この Self-Attention によって従来の RNN がよりも大幅に計算コストを抑え、さらに各単語の長文間での依存関係を広くとらえることができる。

翻訳においては、エンコーダ (の Self-Attention) で広範囲における依存関係を学習したベクトル分散表現を得、デコーダではそれらのベクトルをニューラルネットワークに入力し、一番高い確率を示したものを出力する。

教師無し学習では文章コーパスによる事前学習が有効である。この事前学習に使うような単語埋め込みは、上述した Transformer を含め従来の NLP タスクは一方向の学習が一般的

であった。しかしこれは、Q&A などの前後の文脈の関係性が重要な一部の NLP タスクでは有効ではない。そこで BERT では Transformer のエンコーダ部分を双方向に適用した双方向 Transfer モデルを採用した。双方向にするにあたって BERT では Masked Language Modeling (MLM) と Next Sentence Prediction (NSP) というタスクを行い、学習を進めていく。

MLM では入力 of 15% のトークンを [Mask] トークンでマスクし、穴埋め問題を解くタスクである。このトークンを予測することで学習を行う。MLM だけでは文書間の関係を考慮することはできないため、NSP では二文を選んでそれらが連続する文章であるかを予測するタスクである。

さらに BERT では事前学習の重みを初期値として、ラベルありデータでファインチューニング (モデルを変えることなく同一のアーキテクチャで学習を行えること) を行なうことができる。ELMo では事前学習を行なったあと、得られた単語埋め込み表現をもちいて再度学習し直す必要があった。BERT では埋め込み表現だけでなく重みも活用できるため事前学習さえしてしまえば大幅に学習時間を減らすことができる。さらに当時の NLP タスクのうち 11 個の項目で SOTA を達成した。

これら BERT の後継として、XLNet [115]、RoBERTa [116]、ALBERT [117]、ELECTRA [118] などが挙げられる。XLNet は、BERT の Masked Language Model を、AR モデルを適用して改良したものである。RoBERTa は、BERT のハイパーパラメータをチューニングすることで精度を向上させたモデルを使用している。ALBERT は、単語埋め込み表現の次元と隠れ層の次元を分離、各層の重みを共有することでモデルを軽量化することで精度を向上させている。ELECTRA は、敵対者生成を活用して、入力をマスキングする代わりに、一部のトークンを小さな生成ネットワークからサンプリングしたもっともらしい代替品に置き換えることで、XLNet や ALBERT の約 4 分の 1 の計算量で同程度の精度を実現している。

### 3.1.1.5 本研究で採用する自然言語処理モデル

本研究では、スキップグラム NLP アルゴリズムである FastText と、スキップグラムを事前学習に採用した汎用自然言語処理モデルである BERT を用いた。

本研究ではヒトの認知情報を文章コーパスから抽出するため、口語や文語が入り混じっているなど、単語の活用が多く尊愛すると考えられる。そこで、単語の活用、類似語、複合語、コーパスに存在しない未知の単語などを扱うことができる FastText を採用した。

BERT は、Transformer を用いた双方向の符号化表現で構成された、汎用の NLP モデルであり、単語埋め込みの事前学習と NLP タスクの解決を同じモデルで行うことができるため、転移学習を用いたデータの拡張性を考慮し、本モデルを採用した。一方で、BERT は単語間の関係を余弦距離で厳密に表現するようには設計されていないため、本論文では本手法への有効性についても論ずる。BERT の後継モデルでは、精度や計算量の観点で向上しているが、生成されるベクトルの特徴は大きく変わらない。そこで、本研究では、既に存在する BERT の日本語 Wikipedia の事前学習モデルを用いて、汎用的なモデルで学習されたモデル

から触覚情報が抽出できるかどうかを確認することとした。

また、上述した以外の強力な自然言語処理モデルとしては、45 TB の膨大なテキストデータセットと約 1750 億個のパラメータをモデルとして、人間が作成したものと見間違えるような文章を生成できる一方向性自己回帰言語モデル (AR モデル) である GPT-3 [113] が挙げられる。さらに GPT-3 を応用した DALL-E [114] というテキストから画像への変換モデルが開発されている。このモデルは、キャプションを入力とし、そのテキストの意味に合った画像データセットを出力する。このモデルでは、画像と同様に、触覚情報への応用が期待されるため、有用なモデルであると考えられる。一方で、BERT とは異なり、文脈の重み付けを伴う一方向性自己回帰過程によってベクトルを生成するため、前後の文脈の両方から単語を推定したいタスクには適さない。また、GPT-3 を構築するために日本語のコーパスを用意するのは困難であり、計算コストも高いため、本研究からは除外した。

### 3.1.2 提案手法

本研究では単語に対して一意にベクトルを与え、かつ未知語への対応が可能な FastText と、文脈の理解が可能で様々な NLP タスクに応用可能な BERT を用いて単語埋め込み表現を得る。この際触覚の材料特性だけでなく、材料が誘起する認知情報 (感性的質感の影響) を考慮するため、オノマトペだけの単語分散表現を抽出する。FastText, BERT 共に大規模コーパスから分散表現を得るためベクトルの次元がとても大きくなる。そのままでは触覚情報の因子を抽出することはできないため、本研究ではオノマトペの分散表現を、形容詞をもちいて可視化する手法を提案する。ここでいう形容詞とは材料特性のみを持つと考えられる形容詞対「硬い - 柔らかい」「湿っている - 乾いている」「粗い - 滑らか」を指す。本提案手法のイメージ図を図 3.2 に示す。

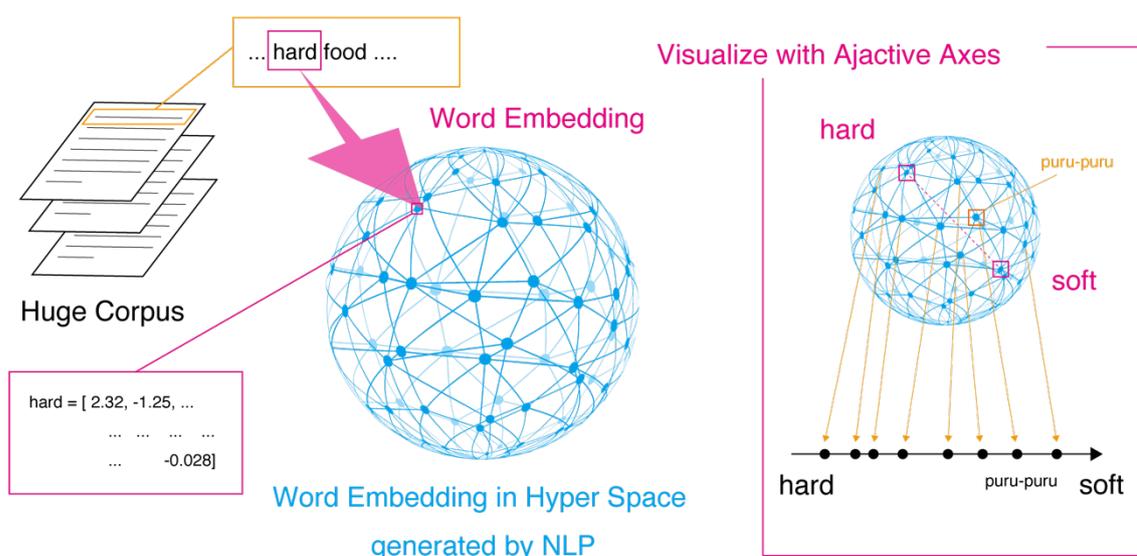


図 3.2 本研究における文章コーパスから触覚認知情報を抽出する手法のイメージ図

### 3.1.3 触覚情報可視化の原理

FastText や BERT によって得られたオノマトペの分散表現は大規模コーパスのデータから各単語の意味や関係性を学習している。そのため、単純に材料特性や感性的な意味の因子だけをオノマトペ分散表現から抽出するのは難しい。

そこで我々は分散の向きに着目した。オノマトペの分散が自然言語処理によって超空間上にマッピングされる。この座標に対して、材料特性の方向（すなわち軸）を選定することができれば、その軸方向の分散を維持するような次元削減を行うことで、材料特性因子を抽出できると考えた。

形容詞の中には触覚の材料特性を示すものがある。本研究では硬さと湿り気と粗さに着目した。これらは触覚における重要な材料特性であり[2]、オノマトペにおいて傾向が見られることが知られているためである[90], [91], [94]。ここで「硬さ」は形容詞対「硬いー柔らかい」、「湿り気」は形容詞対「湿っているー乾いている」、「粗さ」は形容詞対「粗いー滑らか」に分解できることを考える、これら形容詞対の分散表現（ベクトル）が為す直線を軸として捉えることができる。

これらの形容詞軸にマッピングされたオノマトペは、三次元空間（3つ触覚形容詞対を軸とするため）によって可視化されることから、人間が解釈可能な状態に可視化される。

以下に具体的な可視化方法について示す。

触覚形容詞対のペアを示すベクトルは以下のように表すことができる。

$$\mathbf{a}_1 = (a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1n}), \mathbf{a}_2 = (a_{21}, a_{22}, \dots, a_{2n}) \quad (4-1)$$

ここで、 $\mathbf{a}_1$  と  $\mathbf{a}_2$  は、形容詞ペアを表すベクトル、 $n$  は、NLP の埋め込み表現で生成される隠れ層の次元数である。オノマトペの単語群  $\mathbf{X}$  も同様に表すことができる。

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{11} & \dots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \dots & x_{mn} \end{pmatrix} \quad (4-2)$$

ここで  $m$  はオノマトペの数、 $\mathbf{x}$  は各オノマトペのベクトルである。

FastText モデルと BERT モデルでは、 $n$  の値として、それぞれ 300 と 768 とした。これらの値はこの 2 つのモデルの推奨値である。FastText モデルと BERT モデルでは、 $n$  の値として、それぞれ 300 と 768 とした。これらの値はこの 2 つのモデルの推奨値である。

触覚形容詞対で形成される軸の単位ベクトル  $\mathbf{u}$  は以下のように表現できる。

$$\mathbf{u} = \frac{\mathbf{a}_1 - \mathbf{a}_2}{\|\mathbf{a}_1 - \mathbf{a}_2\|} \quad (4-3)$$

この単位ベクトル  $\mathbf{u}$  にオノマトペの単語群  $\mathbf{X}$  をマッピングすることで、形容詞の軸にマッピングされた分散表現を得ることができる。

$$\mathbf{X}_{after} = \mathbf{X} \cdot \mathbf{u} \quad (4-4)$$

得られた分散表現  $\mathbf{X}_{after}$  は形容詞軸に対して写像されているため、両端の形容詞とオノマトペとの距離が素材の認知情報ひいては物理特性を表現していると考えられる。

例えば、「つるつる」を粗さ軸に投影した場合であれば、「滑らか」からのコサイン距離は非常に短く、「粗い」からの距離は大きくなる。この場合であれば、「つるつる」は粗さが非常に小さい物性とみなすことができる。

## 3.2 触覚情報可視化手法の検証

### 3.2.1 触覚単語群のベクトル化

日本語のオノマトペは多様性に富み、単語ごとに意味が異なるため、表 3.1 で選択したオノマトペを、FastText および BERT の事前学習モデルを用いて埋め込み、単語の埋め込み表現を得た。各モデルの事前学習モデルの詳細は以下のとおりである。

#### 3.2.1.1 FastText による埋め込み表現

本研究では日本語 Wikipedia を事前学習した公開済みモデルである、FastText のモデルを使用した[119]。このモデルは、形態素解析エンジン「MeCab」と、サブワードに分離するための辞書データ「ipadic」を使用し、語彙数 32,000、隠れ層の次元数 300、バッチあたりの処理数 20、学習回数 10 エポックとして学習したモデルである。なお、その他のパラメータは FastText のデフォルト設定である。

#### 3.2.1.2 BERT による埋め込み表現

本埋め込み表現獲得には、公開されている日本語 Wikipedia の事前学習済み BERT モデルを使用した[120]。

このモデルは、12 層のニューラルネットワーク、768 次元の隠れ層、12 個の Attention レイヤー、512 トークン/プロセス、256 プロセス/バッチ、20 エポックの学習を行ったものである。形態素解析エンジン、辞書データ、語彙数は FastText と同じである。

### 3.2.2 オノマトペ埋め込み表現の形容詞軸への写像による可視化

3.1 節の手法を用いて、形容詞のペアで形成される直線である形容詞軸ごとに、42 個のオノマトペマップをプロットした結果を図 3.3 から 図 3.8 に示す。

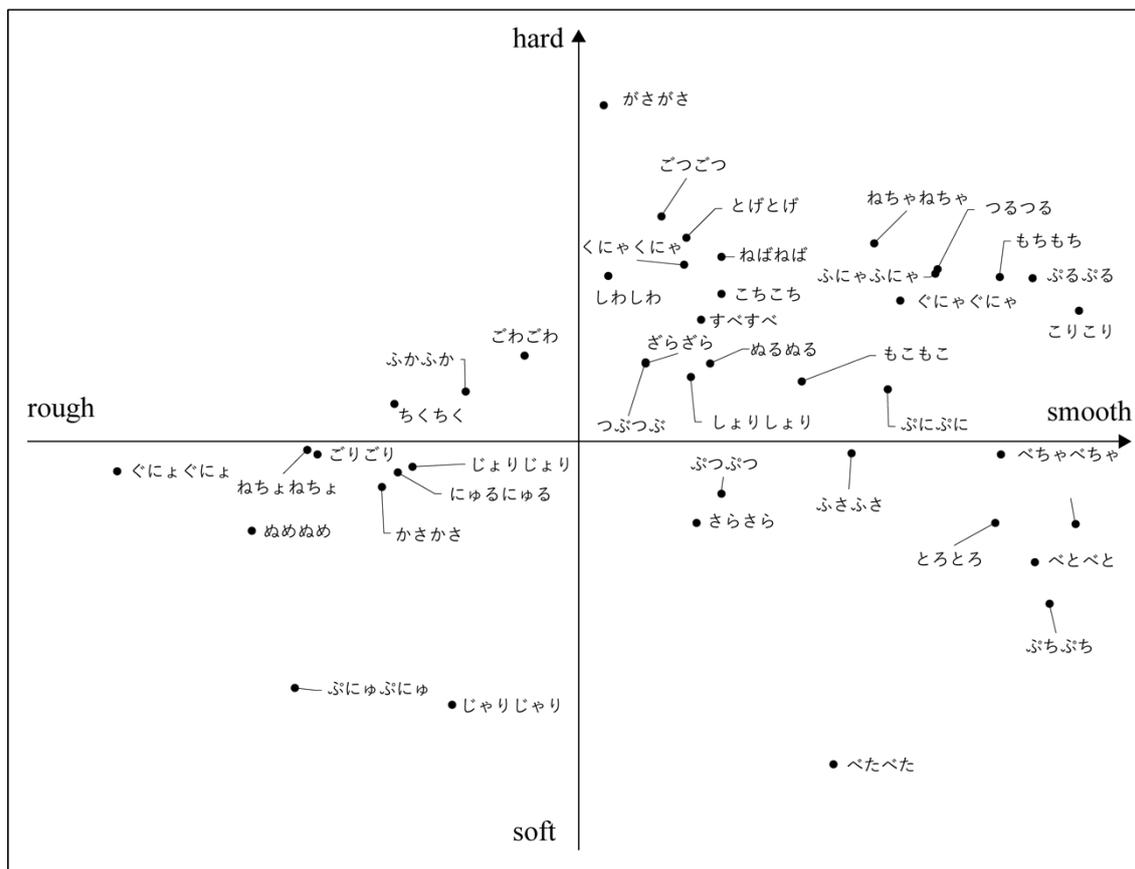


図 3.3 FastText モデルで得られた分散表現の粗さ軸と硬さ軸とのオノマトペマッピング。横軸は粗さ軸，縦軸は硬さ軸を示す。

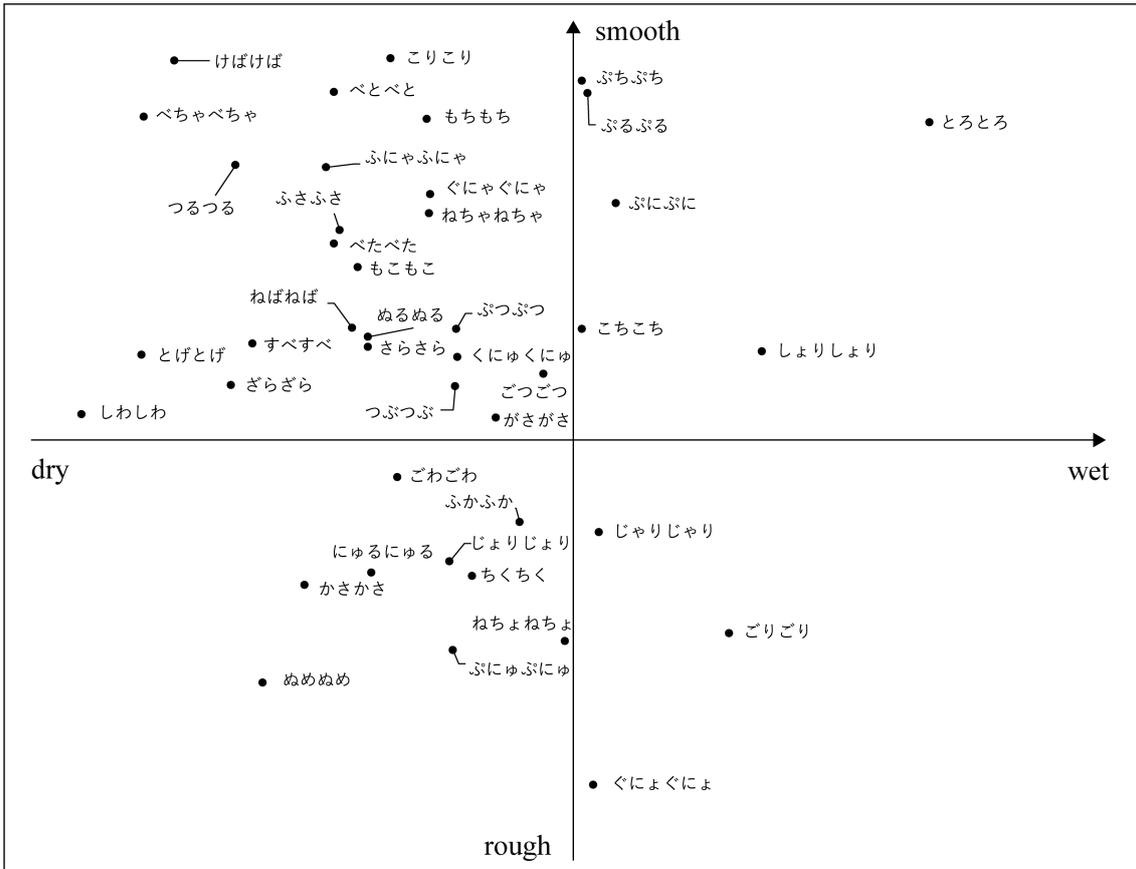


図 3.4 FastText モデルで得られた分散表現の乾湿軸と粗さ軸とのオノマトペマッピング。横軸は乾湿軸，縦軸は粗さ軸を示す。

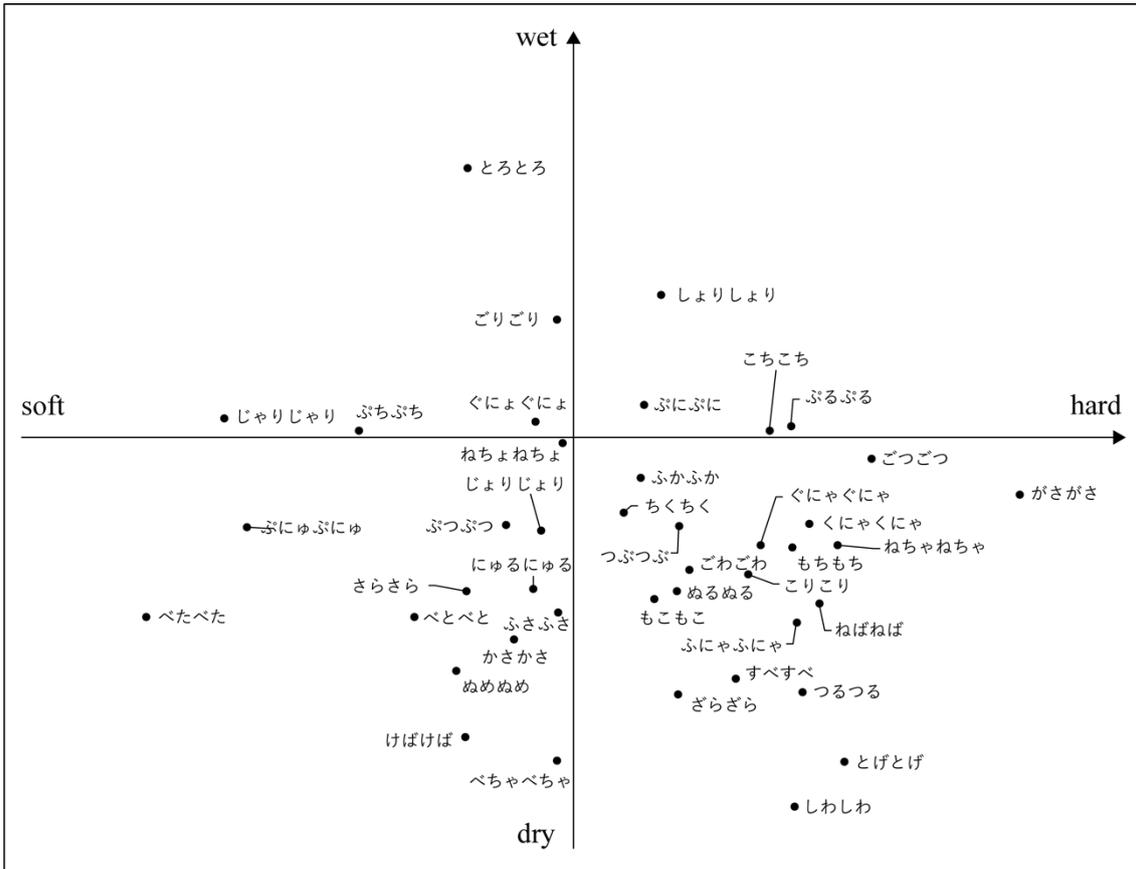


図 3.5 FastText モデルで得られた分散表現の硬さ軸と乾湿軸とのオノマトペマッピング。  
横軸は硬さ軸，縦軸は乾湿軸を示す

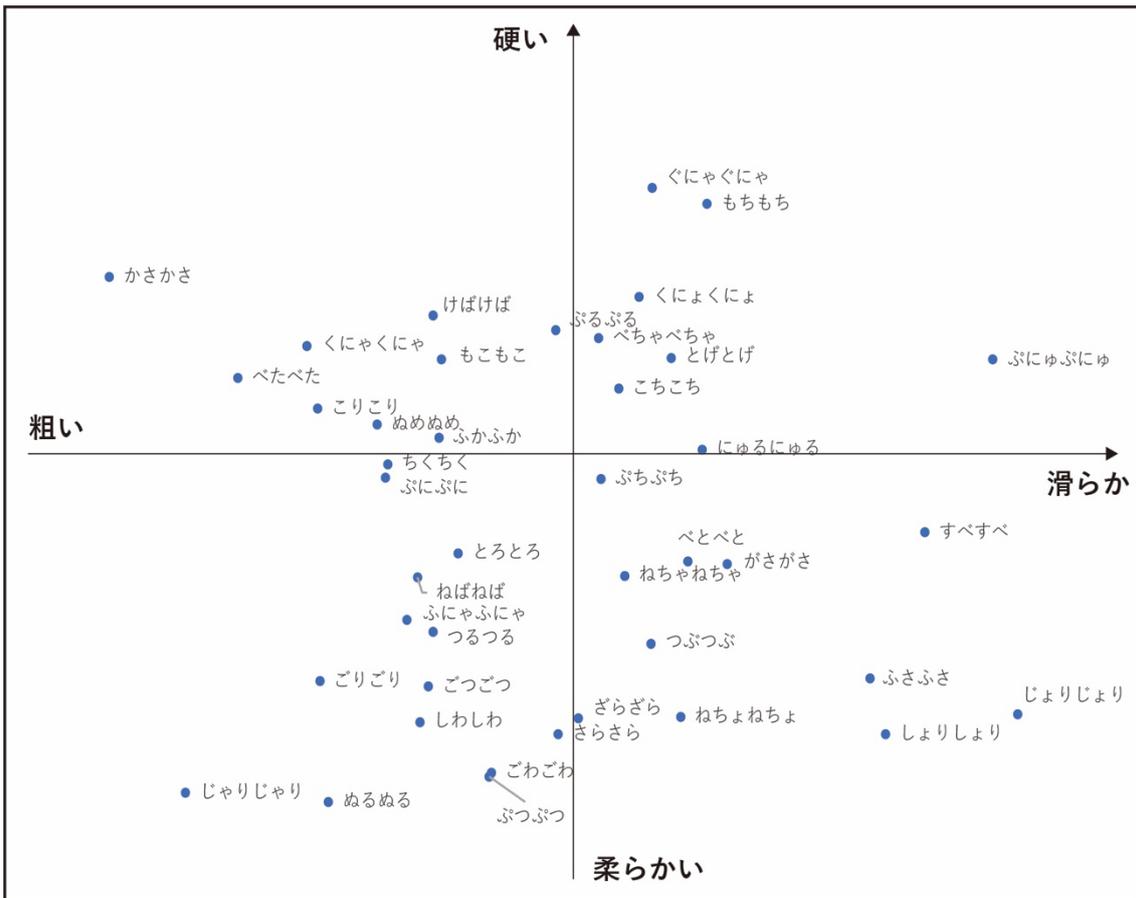


図 3.6 BERT モデルで得られた分散表現の粗さ軸と硬さ軸とのオノマトペマッピング。横軸は粗さ軸，縦軸は硬さ軸を示す。

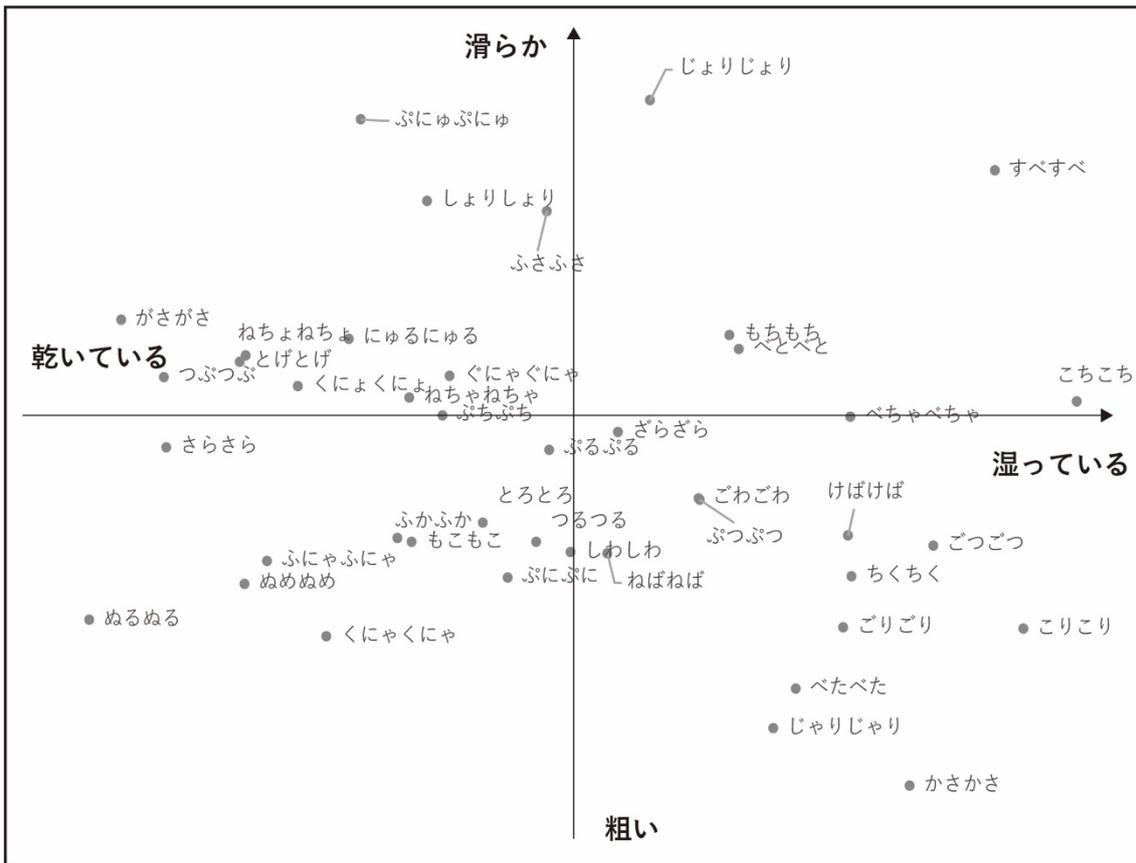


図 3.7 BERT モデルで得られた分散表現の乾湿軸と粗さ軸とのオノマトペマッピング。横軸は乾湿軸，縦軸は粗さ軸を示す。

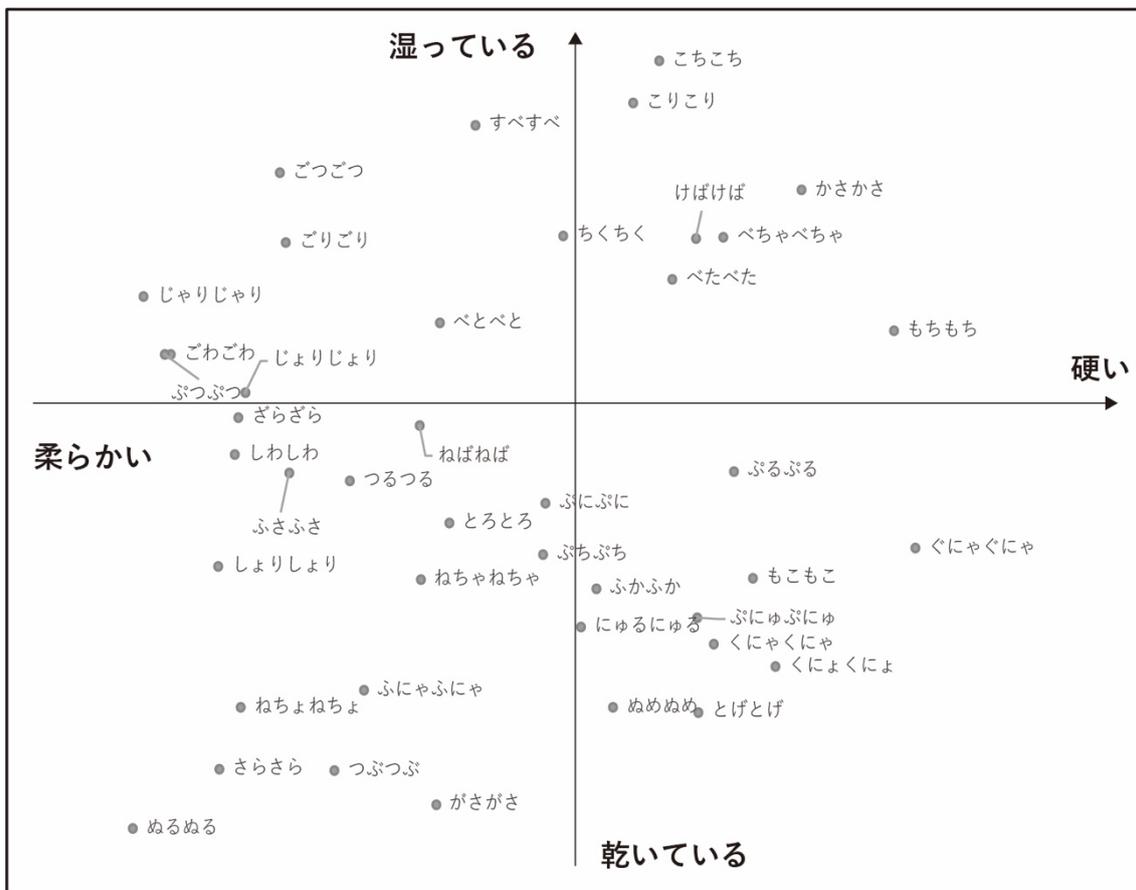


図 3.8 BERT モデルで得られた分散表現の硬さ軸と乾湿軸とのオノマトペマッピング。横軸は硬さ軸，縦軸は乾湿軸を示す

FastText の分散表現では、「ごつごつ」と「がさがさ」が「硬い」言葉として示されており、これは早川ら [94] が提示した 42 のオノマトペマップと一致している。他にも、「べたべた」や「ねちよねちよ」は「柔らかい」、「とろとろ」は「湿っている」、「じりじり」は「乾いている」、「ざらざら」は「粗い」、「つるつる」は「滑らか」と一致した。このように、NLP は従来研究と同様に、被験者実験から触覚情報をうまく抽出できることが確認された。

一方、「にゆるにゆる」、「ふさふさ」、「くにゃくにゃ」は「柔らかい」言葉であるにもかかわらず、FastText においてはこれらの言葉をすべての軸の原点近くにマッピングした。これは、OOV (Out of Vocabulary) によって、コーパス内の一部単語群に十分な単語共起が発生せず重みづけが十分に行われなかったために、起ったと考えられる。Accuracy 向上のためには、Wikipedia ではなく、触覚情報に富んだコーパスで事前学習させることが挙げられる。

このことから、NLPによって、触覚情報を含むオノマトペを抽出し、マッピングすることができたとと言える。

早川らのオノマトペマップとの大きな違いは、このマップを作成するために使用したデータセットにある。早川らは実際の素材に触れた20人の被験者のデータを用いてマップを作成したのに対し、本研究ではWikipediaのコーパスから自動的にマップを作成した。また、本研究は実際の素材や被験者を用意せずとも同じ傾向が得られたことから、触覚研究におけるデータ収集の難しさを解決した手法と言える。

このようにWikipediaのような大規模なデータを利用することで、個々の触覚情報ではなく、日本人の平均的な触覚認知に関するデータを作成することが可能であると考えられる。

本データは、文化間の認知の違いや、個人間の触覚認知の閾値を判断する基準となることが期待される。

### 3.2.3 オノマトペマップの妥当性検証

3.2.2で生成されたオノマトペマップの妥当性を検証するために、本節では定量的に一致度を図る指標を提案し、本オノマトペマップの妥当性を検証する。

これらのマッピングされたオノマトペの分布表現が、素材の特性をどの程度反映しているのかを定量化するにあたり、ユーザーアンケートを行なった。本研究の倫理的承認は、慶應義塾大学理工学部倫理委員会（番号2020-32）によって承認されている。

本研究では、20名の参加者（男性17名、女性3名、22～26歳）に対して、ユーザーアンケートを行なった。なお、本節のユーザーアンケートの目的は、本実験で得られた分布が実際の認知にどれだけ近いかを定量的に判断することであり、埋め込み表現で得られたオノマトペの分布には影響を与えていないあくまで正解データとして利用していることを明記する。

被験者には、本研究で学習した42個のオノマトペのイメージを、硬さ軸「硬い / 柔らかい」、湿り気軸「湿っている / 乾いている」、粗さ軸「粗い / 滑らか」で被験者に回答してもらった。この時、セマンティック・ディファレンシャル（SD）法を用いて、7段階の指標で回答させた。また、この時、触覚情報は与えず、自分の知覚やイメージ（または記憶）に基づいて回答してもらった。

図3.9に実際に被験者に回答してもらった際のアンケートの一部を抜粋し表示する。

5 セクション中 2 個目のセクション

## まずは硬さについて質問します。

一番イメージに近い物をチェックしてください。  
 1に近づければ近づくほど硬く  
 7に近づければ近づくほど柔らかいです。  
 わからなかったら真ん中を選んでください。

かさかさ \*

	1	2	3	4	5	6	7	
硬い	<input type="radio"/>	柔らかい						

がさがさ \*

	1	2	3	4	5	6	7	
硬い	<input type="radio"/>	柔らかい						

図 3.9 Google Forms を利用して作成したオノマトペ認知アンケート画面イメージ

得られた結果を、各オノマトペの評価値が 1 から-1 の間の値をとるように平均化・正規化した。これらのデータを正解データとし、オノマトペの分布表現との一致度を算出した。このとき、データは 1 から-1 の範囲に収まるように正規化した。各オノマトペの値は式 4-5 から以下のように求めることができる。

$$x_{embeddings_n} = 1 - 2 \left( \frac{x_{after_n} - \min(\mathbf{X}_{after})}{\min(\mathbf{X}_{after}) - \max(\mathbf{X}_{after})} \right) \quad (4-5)$$

ここで  $x_{embeddings_n}$  は  $n$  番目のオノマトペを各形容詞軸にマッピングした正規化された分布表現、 $x_{after_n}$  は式 4-4 によって各形容詞軸にマッピングされた  $n$  番目のオノマトペの分布表現である。

式 4-5 から、各オノマトペの一致度を以下のように定義することができる。

$$P_{(n)} = \frac{1}{2} (2 - |x_{SD_n} - x_{embeddings_n}|) \quad (4-6)$$

ここで、 $P_{(n)}$  は  $n$  番目のオノマトペの一致度、 $x_{SD_n}$  は  $n$  番目のオノマトペの平均化および正規化された評価値である。各軸におけるオノマトペの一致度を平均したものを正解率とした (式 4-6)。

$$A_{cc} = \frac{1}{n} \sum_i^n P_{(n)} \quad (4-7)$$

表 3.2 は、生成されたオノマトペマップとユーザーアンケートとの回答を比較したもので、数値は各軸の正解率 ( $A_{cc}$ ) を表す。

BERT の正解率は、硬さ軸で 61%、湿潤軸で 65%、粗さ軸で 73%であり、FastText の 72%、71%、75%よりも低くなっている。

これは、BERT が文脈と文構造を考慮して単語の分散を学習するためと考えられる。

例えば、「You like [mask] bread」という文を出力する際に、前後の文脈から推測して、「mask」に「hard」か「soft」かどうかを推定している。

しかし提案手法では、入力に文を用いず、単語を入力しているため、文脈がなく意味が正反対の単語であっても、近いと判断されていた可能性がある。

一方、FastText は、各単語に固有の分散表現を生成するため、単純な意味に基づいて単語を判断することができ、そのスコアは高くなると考えられる。

このように、FastText は自然言語処理の分散表現から触覚情報を抽出することに成功した。

表 3.2 形容詞軸における各モデルの正解率

Adjective Axis	FastText Score	BERT Score
hardness	0.72	0.61
wetness	0.71	0.65
roughness	0.75	0.73
total	0.73	0.66

### 3.3 本手法における触覚ベクトルの考察

オノマトペの埋め込み表現を主成分分析することで、ヒトが触覚を認知する上で重要視する要因を可視化することができると考えられる。そこで、我々は3.2 で得られたオノマトペの埋め込み表現に対して PCA を行い、各主成分軸の因子について検討する。なお、本節では 3.1 で高い精度を示した FastText を採用し、このベクトルについて検証を行なった。

単に埋め込み表現を主成分分析しただけでは、主成分軸と触覚認知の関係を可視化できないため、本研究では触覚の 3 要素に対応する 6 つの形容詞軸の次元を同時に PCA で次元圧縮することで触覚における関係性を可視化したまま、主成分分析を行なった。以下に本手法での PCA 解析の原理を示す。

オノマトペの各埋め込みを  $\mathbf{x}_o$ 、形容詞の各埋め込みを  $\mathbf{x}_a$  とすると、オノマトペのみのデータ行列である  $\mathbf{X}_o$  と、形容詞を含めたデータ行列である  $\mathbf{X}_{o+a}$  は、以下のように 2 つの行列で表現することができる。

$$\mathbf{X}_o = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_{o_1} \\ \vdots \\ \mathbf{x}_{o_m} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{o_{11}} & \cdots & x_{o_{1n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{o_{m1}} & \cdots & x_{o_{mn}} \end{pmatrix} \quad (4-5)$$

$$\mathbf{X}_{o+a} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_{a_1} \\ \vdots \\ \mathbf{x}_{a_l} \\ \mathbf{x}_{o_1} \\ \vdots \\ \mathbf{x}_{o_m} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{a_{11}} & \cdots & x_{a_{1n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{a_{l1}} & \cdots & x_{a_{ln}} \\ x_{o_{11}} & \cdots & x_{o_{1n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{o_{m1}} & \cdots & x_{o_{mn}} \end{pmatrix} \quad (4-6)$$

ここで、 $n$  は埋め込みの次元数、 $m$  はオノマトペの数、 $l$  は形容詞の数を表す。オノマトペの分散表現に対して PCA を行い、投影後の分散が最大となるように主成分軸を選択する際、形容詞語を含まず、オノマトペの分散表現群のみを用いて共分散を計算することとした。これは、FastText と BERT が単語の意味だけでなく、その形態素情報などの関係を学習するため、形容詞とオノマトペの 2 種類の単語がある場合、形態素情報的に分散を最大化するように主成分軸を選定してしまうためである。オノマトペのみの分散が最大となるように軸を選定したいため、本研究における PCA において、データ共分散行列  $\mathbf{S}$  は以下のように定義される。

$$\mathbf{S} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\mathbf{x}_{o_i} - \bar{\mathbf{x}}_o)(\mathbf{x}_{o_i} - \bar{\mathbf{x}}_o)^T \quad (4-7)$$

ここで  $\mathbf{x}_{o_i}$  は  $i$  番目のオノマトペの埋め込み表現,  $\bar{\mathbf{x}}_o$  はオノマトペ埋め込みの平均である. 射影後の分散は, 求める第一主成分軸  $\mathbf{u}_1$  に射影されるとすると,  $\mathbf{u}_1^T \mathbf{S} \mathbf{u}_1$  とおくことができる. この射影後の分散が最大になることを考え, ラグランジュ乗数  $\lambda_1$  を加えることで以下の式を得る.

$$\mathbf{S} \mathbf{u}_1 = \lambda_1 \mathbf{u}_1 \quad (4-8)$$

この式より, 第一主成分軸はデータ共分散行列  $\mathbf{S}$  の固有ベクトルであることがわかる. この式から固有ベクトル  $\mathbf{u}_1$  を求めることで一般的な主成分分析で求められる第一主成分軸の射影後の分散  $\mathbf{u}_1^T \mathbf{S} \mathbf{u}_1$  を得ることができる.

本研究においては, 形容詞軸を含めた射影後の分散を得ることで可視化を行うため, 形容詞を含めた新たな共分散  $\mathbf{S}_{o+a}$  を求める.

$$\mathbf{S}_{o+a} = \frac{1}{m+l} \sum_{i=1}^{m+l} (\mathbf{x}_{o+a_i} - \bar{\mathbf{x}}_{o+a})(\mathbf{x}_{o+a_i} - \bar{\mathbf{x}}_{o+a})^T \quad (4-9)$$

この共分散に先ほどの第一主成分軸の固有ベクトルに射影をすることで, オノマトペ単語群のみの分散が最大となる, 形容詞単語を含んだ単語群の主成分分散  $\mathbf{u}_1^T \mathbf{S}_{o+a} \mathbf{u}_1$  を得ることができる.

図 3.10 は, FastText で生成された埋め込みを, 上述した手法をもとに主成分分析を行った際の主成分軸の累積数と累積寄与率を示している. この図から 80%以上の寄与率を表現するためには, 上位 16 軸が必要であることがわかる.

表 3.3 は, 主成分分析による寄与率が上位 3 軸 (くにやくにゃーごつごつ, ふにゆぶにゅーぐにゃぐにゃ, ふにゆぶにゅーがさがさ) である分散を降順に並べたものである.

本手法においては, オノマトペのみの分散が最大となる軸の固有ベクトルが得られる. 形容詞は軸上に写像されているが, 分散への影響はない. ここで興味深いのは, ペアになった形容詞の間の距離が小さいことである. すなわち, これらの主要な主成分軸において, 形容詞つまり触対象の材料特性は支配的な要素ではないと言える.

このことを定量的に確認するために, 各形容詞のペアが各主成分軸上でどれだけの分散 (距離) を持っているかを算出した. ここでは, 主成分軸を両端の要素 2 点を結んだ直線として表記することとする (PC1 であれば「くにやくにゃ」と「ごつごつ」を結んだ直線とする). 表 3.4 は, 各主成分軸上の形容詞ペアのノルムを, 各主成分軸のノルムで正規化することで, 形容詞ペアと 16 の主成分軸との関係を定量的に表したものである.

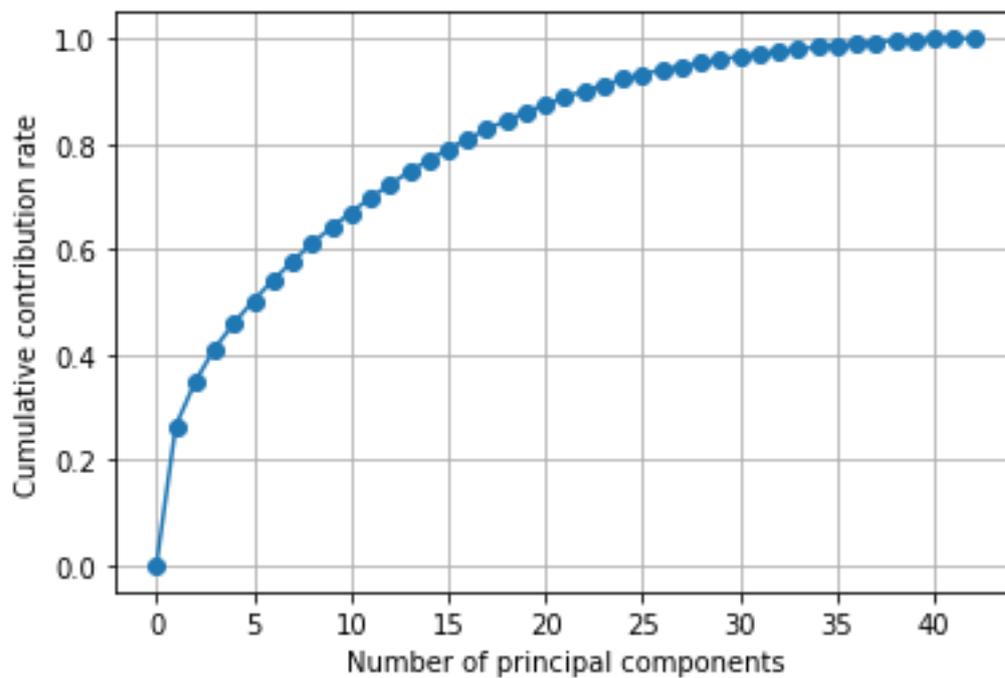


図 3.10 PCA によって得られた FastText の埋め込み表現における各主成分軸の寄与率

表 3.3 上位 3 主成分軸の PCA 結果

PC1		PC2		PC3	
くによくにや	-17.37	ぶにゆぶにゆ	-12.19	ぶにゆぶにゆ	-13.87
ふにやふにや	-17.12	ぶつぶつ	-9.49	ぶつぶつ	-12.76
ぐにやぐにや	-16.62	こちこち	-8.06	ぶちぶち	-11.93
べちやべちや	-15.54	ごりごり	-6.75	ぐにやぐにや	-5.41
くによくによ	-14.03	じよりじより	-6.59	じやりじやり	-4.86
ねちやねちや	-13.96	くによくによ	-5.83	ふるふる	-3.16
じよりじより	-10.80	ねちよねちよ	-5.50	ぶにぶに	-2.61
ねちよねちよ	-10.62	ぶちぶち	-5.26	にゆるにゆる	-1.82
ぶにゆぶにゆ	-10.44	ふかふか	-5.14	べちやべちや	-1.79
ごりごり	-9.53	がさがさ	-4.80	くによくにや	-1.43
こちこち	-8.72	もこもこ	-4.59	こりこり	-1.15
ぶつぶつ	-3.67	げばげば	-4.10	つぶつぶ	-1.11
ぬめぬめ	-3.63	かさかさ	-3.91	べたべた	-0.85
げばげば	-2.94	べとべと	-3.42	つるつる	-0.81
べとべと	-2.22	しよりしより	-2.88	さらさら	-0.64
しよりしより	-2.04	ぬめぬめ	-1.94	とろとろ	-0.64
ちくちく	-2.00	にゆるにゆる	-1.69	ねばねば	-0.59
がさがさ	-0.31	ちくちく	-1.49	ふにやふにや	-0.45
もこもこ	-0.10	とろとろ	-0.76	べとべと	-0.41
にゆるにゆる	0.32	じやりじやり	-0.64	滑らか	-0.40
ふかふか	0.71	もちもち	-0.23	柔らかい	-0.30
こりこり	1.85	しわしわ	-0.18	湿り	-0.24
じやりじやり	2.04	べたべた	0.04	すべすべ	-0.16
べたべた	2.09	こりこり	0.46	ぬるぬる	-0.10
とろとろ	2.53	ぶにぶに	0.65	硬い	-0.05
しわしわ	3.55	とげとげ	1.53	ごつごつ	0.04
ぶちぶち	3.66	ふるふる	1.69	粗い	0.16
かさかさ	3.88	さらさら	1.85	乾く	0.23
もちもち	4.63	湿り	1.93	ざらざら	0.46
ぶにぶに	5.57	ねばねば	2.37	ごわごわ	0.48
ふるふる	5.81	つぶつぶ	2.38	ふさふさ	0.61
さらさら	6.53	粗い	2.42	とげとげ	1.00
湿り	6.58	ふさふさ	2.69	くによくによ	1.65
ふさふさ	6.77	ごわごわ	2.80	もちもち	1.82
つるつる	6.86	柔らかい	2.81	げばげば	1.84
とげとげ	6.86	乾く	2.84	ねちやねちや	2.12
ぬるぬる	6.98	つるつる	3.03	ちくちく	2.71
ねばねば	7.09	ごつごつ	3.07	もこもこ	2.90
すべすべ	7.10	滑らか	3.10	しよりしより	3.15
乾く	7.24	ぬるぬる	3.13	ぬめぬめ	3.59
つぶつぶ	7.57	硬い	3.24	こちこち	4.09
硬い	7.75	ざらざら	3.71	しわしわ	4.60
柔らかい	7.79	すべすべ	3.76	ねちよねちよ	5.20
粗い	7.80	べちやべちや	7.56	ふかふか	5.46
ごわごわ	7.88	ふにやふにや	9.10	ごりごり	5.62
ざらざら	7.91	くによくにや	9.38	かさかさ	5.86
滑らか	8.10	ねちやねちや	9.71	じよりじより	5.94
ごつごつ	8.22	ぐにやぐにや	10.26	がさがさ	8.01

表 3.4 上位 16 主成分軸のオノマトペ分散ノルムと形容詞対ノルムの比較

PC Index	Explained Variance Ratio	Hardness Length	Wetness Length	Roughness Length
1	20.73%	0.14%	2.61%	1.20%
2	8.35%	1.91%	4.06%	3.00%
3	6.58%	1.15%	2.17%	2.55%
4	5.17%	1.93%	4.28%	1.72%
5	4.59%	0.21%	1.03%	2.74%
6	4.01%	4.28%	8.19%	1.20%
7	3.86%	1.56%	9.36%	0.47%
8	3.71%	4.23%	0.20%	0.43%
9	3.41%	4.48%	9.35%	3.77%
10	3.18%	1.70%	4.41%	5.57%
11	3.04%	0.12%	4.25%	3.20%
12	2.80%	0.88%	2.63%	1.08%
13	2.56%	1.55%	0.29%	0.65%
14	2.39%	2.87%	4.17%	1.33%
15	2.21%	0.60%	6.06%	0.67%
16	2.17%	1.23%	0.13%	5.82%

興味深いことに、16 の主成分軸のすべてにおいて、形容詞ペア間のノルムが 10% よりも小さくなっていることがわかる。このことから、オノマトペの埋め込み表現には触覚認知情報を含んでいるが、触対象の材料特性が支配的ではないことがわかる。

3.2.3 において、FastText モデルから得られたオノマトペの埋め込み表現が触覚認知の性質を持つことが示されたため、主成分軸と物理的性質の対応関係を可視化するために、3.2.3 の結果からそれぞれの主成分軸を可視化した。例えば、PC1 では、「ごわごわ」と「くにくにくにゃ」という 2 つの単語を通る軸に写像することで、各形容詞の軸を擬似的にマッピングした。これらの結果を図 3.11 から図 3.13 に示す。

図 3.11 は硬さ軸と粗さ軸における上位 3 主成分軸を可視化したグラフである。PC1 のノルムは非常に小さく、物理的性質である硬さ軸や粗さ軸とは異なる軸とみなすことができる。PC2 と PC3 のノルムは全体の分布に比べて大きいですが、傾きは硬さ軸とほぼ平行なため、粗さの特性を持つ軸と考えることができ、硬さ感の特性はほぼ持たないと考えられることができる。

図 3.12 は粗さ軸と乾湿軸における上位 3 主成分軸を可視化したグラフである。PC1 のノルムは非常に小さく、物理的性質である粗さ軸と乾湿軸とは異なる軸と考えることができる。PC2 と PC3 のノルムは全体の分布に比べて大きいですが、その傾きは粗さ軸とほぼ平行なため、粗さ特性を持つ軸であり、乾湿感に関する特性はほぼ有していないと考えることができる。

図 3.13 は乾湿軸と硬さ軸における上位 3 主成分軸を可視化したグラフである。PC1 のノルムが非常に小さく、物理的特性である乾湿軸と硬さ軸とは異なる軸と捉えられる。PC2 と PC3 のノルムは全体の分布に対して大きいですが、傾きが第 3 象限から第 1 象限に向かっているため、乾湿感と硬さの両方の特性を持つ軸と考えることができる。

図 3.11 から 図 3.13 より、PC1 は既存の物理軸とは大きく異なる性質を持ち、PC2 と PC3 は硬さ軸と粗さ軸の性質を持っていると捉えることができる。ここで、興味深いことに PC1 は図 3.10 から分散全体への寄与が 28% と非常に大きいにも関わらず、既存の物理軸とは異なる特性を持っていると言えることである。既存の物理特性とは触対象の材料特性と言えるため、ヒトの認知においてこれらの触対象の材料特性はこれまで語られていたよりも寄与が少ないのではないかという仮説が立つ。言い換えると、既存の軸ではこの PC1 の寄与率 28% を無視しているため、既存の軸を用いた多くの触覚被験者実験では、ヒトの認知情報における、この 28% の情報が失われていると考えることができる。

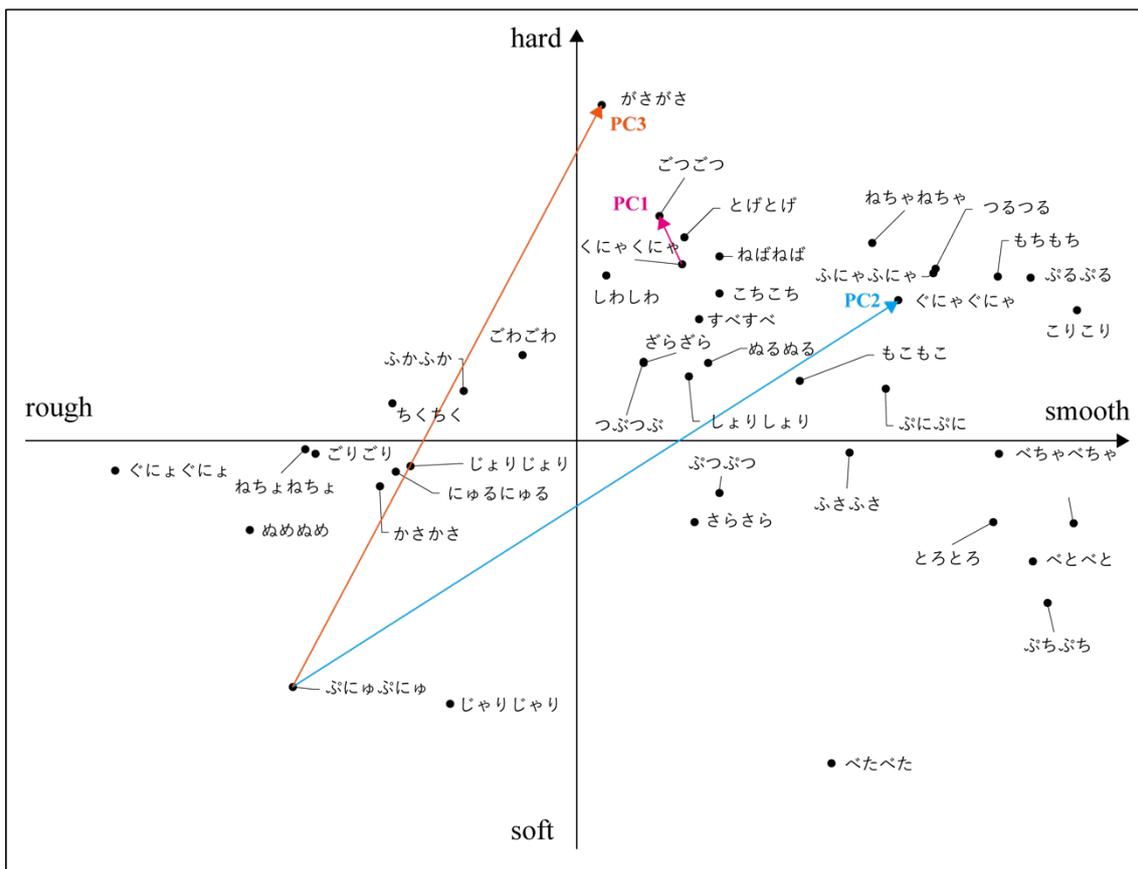


図 3.11 粗さ・硬さ空間における上位 3 主成分軸の可視化

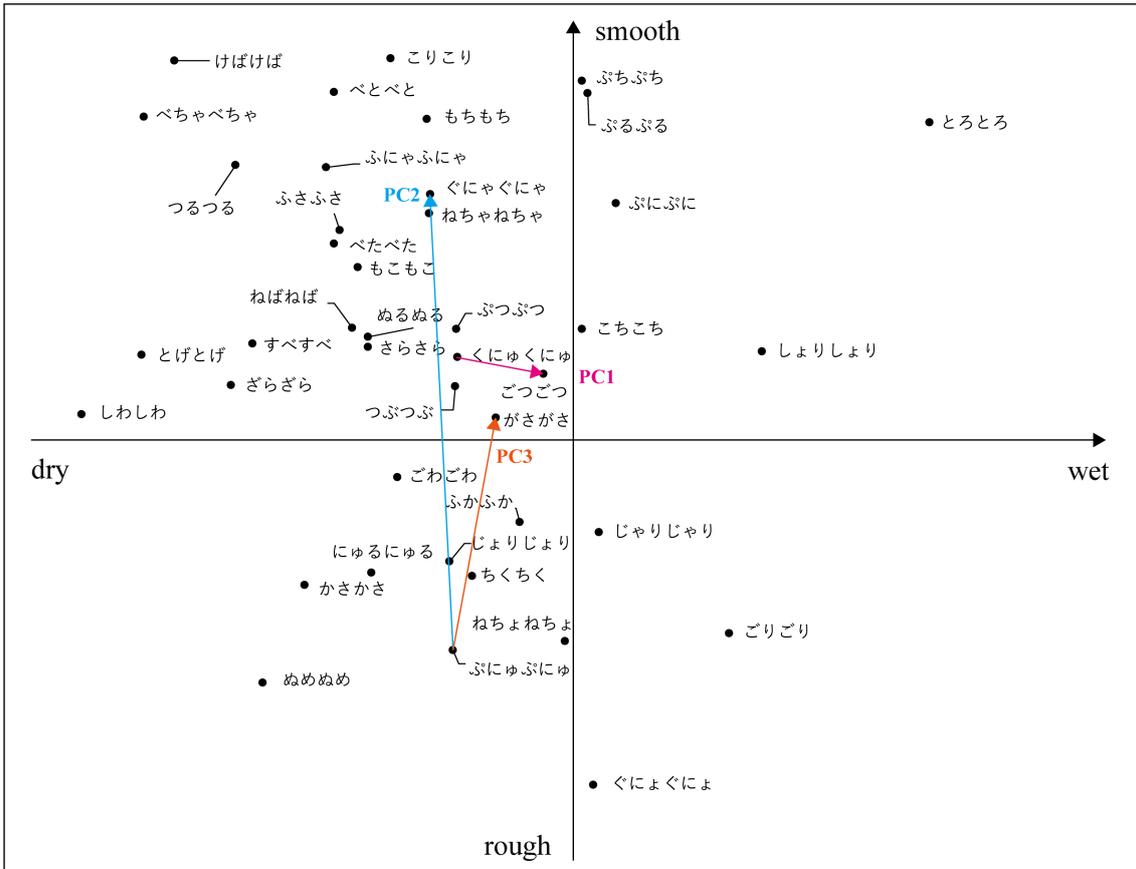


図 3.12 乾湿・粗さ空間における上位3主成分軸の可視化

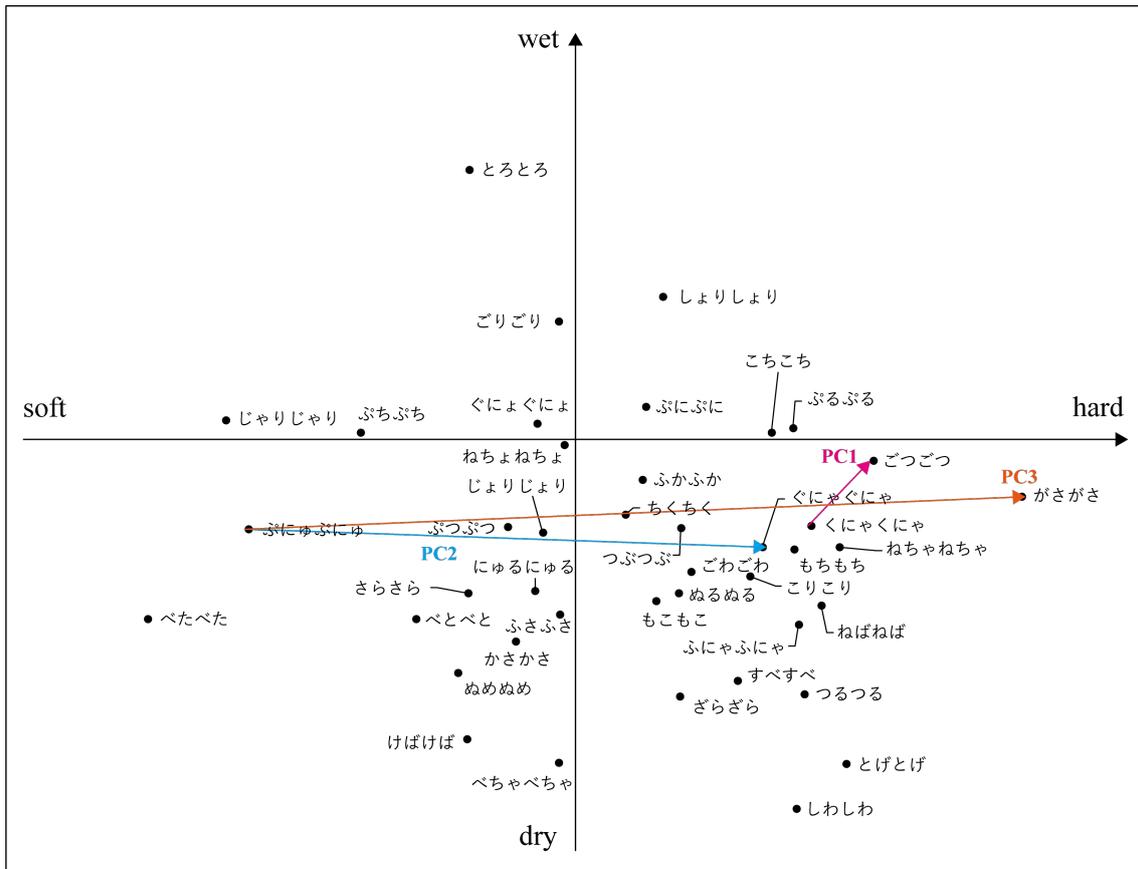


図 3.13 硬さ・乾湿空間における上位 3 主成分軸の可視化

PC2 と PC3 においては，硬さと粗さという物理的な性質と関係していることが示されたため，主成分軸ごとに物理的な軸を可視化し，さらにこれらの関係について考察を行う．図 3.14 から 図 3.16 に上位 3 主成分軸における各形容詞対の関係を示す．

図 3.14 は，横軸に PC1，縦軸に PC2 を表している．形容詞対のノルムに着目すると 3 つとも全体の分散に比べて非常に小さいことがわかる．図 3.15 は，横軸に PC2，縦軸に PC3 を表している．形容詞対のノルムに着目すると全体の分散に比べて非常に小さいことがわかります．図 3.16 では横軸に PC3，縦軸に PC1 をとり，図 3.14 図 3.15 と同様に形容詞対のノルムも全体の分散に比べて非常に小さくなっていることがわかる．

表 3.4 で示したものと同様に，PC1 と PC2，PC2 と PC3，PC3 と PC1 においても各形容詞対すなわち物理軸のノルムは全体の分散に比べて小さいことが示された．

図 3.11 から 図 3.13 までの結果と合わせると，PC2 と PC3 には硬さ軸と粗さ軸の物理成分すなわち硬さ感と粗さ感を含んだ特性を認知情報が有しているが，それらは PC2 と PC3 では支配的ではなく，硬さ軸と粗さ軸に影響を与える別の軸とみなすことができることを示している．

Etzi ら[89]は、触覚形容詞の rough と smooth に着目し、rough は`dim", `dark", `loud", `heavy"などのネガティブな単語と相関し、smooth は`bright", `light", `quiet", `lightweight"などのポジティブな単語と相関することを示している。今回の粗さ軸における「粗い」と「rough」、滑らか」と「smooth」が、触覚認知的に文化差異がないと仮定すると、この主成分分析で得られた PC2 と PC3 の結果は、Etzi らの実験における rough-smooth と同等の特徴を持っており、彼らの主張と一致している。これらの結果は、我々が生成したベクトルが、物理的な特性だけでなく、感性的な特性も持っている可能性があると言える。1.2.1 で述べたように触覚認知には感性的な情報も含まれているため、本研究で生成されたオノマトペの埋め込み表現が感性的な特性を含んでいることは何らおかしいことではないと言える。さらに言うなれば、今まで触対象の材料特性を用いて触覚を表現する際に、感性的な情報を含んでいるがために、難しかった触覚の評価が、本研究のベクトルを用いることで、評価できることを示唆できたと言える。すなわち、提案手法で得られた第一主成分軸（便宜上、「くにくにく」と「ごつごつ」のペアであることから、「くにくごつ軸」と命名）を SD 法の因子として設定することで、物理的性質を表す形容詞のペアではなく、触覚をよりよく表現できるのではないかと考えられる。例えば、くにくごつ軸では、SD 法の両端を「くにくにく」と「ごつごつ」に設定する。

なぜなら、既存の軸をこれまで通り取り入れようと思えば、このモデルを使ってハイパースペースにマッピングし直し、3.1.2 の方法で説明可能変数（従来の軸、すなわち質感を持つ3つの軸）に組み込むことができるからである。

---

---

## 第 4 章

### 結論と今後の展望

---

---

#### 4.1 触覚データマイニング用合成測定触覚センサの開発

第 2 章では、本研究の提案する触覚データマイニングの課題である、触対象の物理特性である剛性測定を可能とする触覚センサの開発について述べた。

2.1 節ではまずデバイスを積層構造にすることで 3 次元的に流路を形成し、そこに液体金属を流し込むことで、小型な電極を形成した。またその過程で電極と配線を同時に形成することから、先行研究の問題であった配線抜けによるデバイスの故障を防止した。これらから、直径 5 mm センシング部 1 mm の指腹部の大きさに適用可能な 3 軸静電容量型力センサの開発に成功した。

ボトムコンデンサに力を加えた際の静電容量変化から、Z 軸方向にかかる力の大きさを測定できることがわかった。またこの静電容量変化が単調だったため、静電容量変化から加えられた力を一意的に求めることができ、センサとして機能することがわかった。トップコンデンサに力を加えたときの静電容量変化から、X-Y 平面方向の力の大きさと方向を測定できることがわかった。またこの静電容量変化が単調だったため、静電容量変化から加えられた力を一意的に求めることができ、センサとして機能することがわかった。本研究のデバイスはトップコンデンサとボトムコンデンサを組み合わせることで、3 軸の力測定可能なセンサの機能を有していることがわかった。

本節におけるデバイスでは、なぞるように剛性分布を測定可能かつ、直径 5mm と非常に

小型なことから、指腹部の大きさの触覚センサとしてだけでなく、内視鏡触診などの医療装置としても活用することが期待される。

2.2 節では UV 処理とエタノール-トルエン希釈液による洗浄との組み合わせによって PDMS の誘電率が低下することを実験的に確認することができた。2.1 の 3 次元静電容量型力センサで提案した積層タイプの PDMS フレキシブルセンサにこの技術を適用し、さらに SN 比の増大を確認した。これにより、本 PDMS 誘電率低減技術が寄生容量低減技術として有用であることを示唆し、センサのノイズ低減手法の一つとして有用であるということを実証した。本技術は本センサのアレイ化なしに、本研究において提案した触覚データマイニングにおける指腹部の剛性解像度を測定可能なレベルまでノイズ低減することができることを示唆した。さらには、本研究の単純かつ簡便な誘電率低減技術は PDMS 構造を有している MEMS フレキシブルセンサのノイズ低減に非常に効果的であり、それらへの応用が期待される。

2.3 節では PDMS の重合比の差からセンサ内部に異なるヤング率を有するひずみゲージ型の触覚センサの製作プロセスを提案した。さらに、その触覚センサを用いて、測定対象の押し込み量によらず測定対象の剛性を測定可能だということが示唆された。この結果は位置制御および押し込み量測定不要なことから、本研究で提案する触覚データマイニングにおける、簡便なデータ収集という点で適応しており、触覚データマイニングにおける大規模データセット構築の一助となるセンサであると言える。さらに、本センサは体内触診や押し込み量測定、位置制御が困難な際の測定対象物への測定に適したシステムを有しているといえることから、本センシングシステムを応用していくことで、剛性測定が必要な幅広い分野での応用が期待される。

## 4.2 被験者実験を必要としないヒトの触覚認知情報抽出技術の提案

3 章では世の中にアーカイブされたテキストコーパスと自然言語処理を用いた、触覚研究における新しい効果的なアプローチを提案した。本アプローチにより、時間のかかるヒトの官能評価実験を行うことなく、大量の有用なデータ、すなわち言語化された触覚認知情報を抽出することが可能となった。

我々は、日本語の触覚情報を表すのによく使われるオノマトペに着目し、オノマトペを自然言語処理モデルによって、埋め込み表現を獲得、さらにこれらを可視化することで、本埋め込み表現が触覚認知情報を有していることを明らかにした。これにより、NLP による触覚認知情報へのアプローチの有効性が確認された。

さらに、埋め込み表現の主成分分析により、オノマトペによるベクトルが従来の触対象の物理特性よりも感性的な触覚認知情報に対応していることが示唆された。PCA では、「くにごつ」、「ぶにゅぐにゃ」、「ぶにゅがさ」などの感性的な触覚認知次元を抽出することに成功した。

本手法である、NLP を用いた単語埋め込みによる触覚認知評価法は日本語のコーパスだけでなく、他言語にも適用可能である。提案手法では、主な埋め込み表現の対象として、オノマトペを使用した。形容詞やその他触覚において代表的な名詞や動詞を埋め込むことも可能である。自然言語処理モデルとして、FastText には劣ったものの BERT の実用性も確かめられたため、BERT 本来の利点である転移学習を駆使し、翻訳タスクに適用することで、他言語間の触覚認知の違いを明らかにすることが可能であるが示唆された。

### 4.3 総括および今後の展望

本研究では、触対象の物理特性とヒトの触覚認知情報で構築される大規模データセットを用いた、汎用的な触覚情報提示のための触覚データマイニング法について提案した。さらに、この提案手法におけるボトルネックである、触対象の物理特性における剛性分布測定が困難であることを、第二章において指腹部に適用可能な剛性分布測定触覚センサを開発することで解決した。また、ヒトの触覚認知情報取得における、被験者官能評価実験によるデータ収集が困難であることについて、自然言語処理を用いて世の中にアーカイブされたテキストコーパスから触覚認知情報を抽出する技術を開発することで解決を図った。これにより、触対象の物理特性およびヒトの触覚認知情報の大規模データセットを構築するための、データ収集メカニズムの開発に成功した。

今後は 2 章で実証したセンシングシステムと従来の振動計測機器や温度計、位置センサなどのセンシングシステムと複合してデータを収集し、第 3 章で提案した手法を用いてヒトの認知情報をさらに多くのテキストコーパスから抽出することで大規模データセットを構築する。

さらに、それらデータセットからマルチモーダル学習や決定木学習などを用いて、汎用的な触覚情報提示のための、触覚認知基底情報解明を図る。

## 謝辞

本研究は2017年3月から2021年11月にかけて慶應義塾大学大学院理工学研究科総合デザイン工学専攻および慶應義塾大学理工学部機械工学科三木研究室にて行った。その間、今日に至るまで指導教員である三木則尚教授には並々ならぬ御指導、御助言、御支援を賜わった。常日頃から御忙しいにもかかわらず、研究の進捗状況を気にかけていただき、行き詰った際には励ましの御言葉や、的確な御助言を何度もいただいた。また、学会や論文発表の機会をたくさんいただき、研究者として成長させていただいた。研究面のみならず、日ごろから暖かく接していただき、社会で必要となる常識や教養を御教授いただくことで、社会人となるための成長もさせていただいた。特に進路相談の際には多くの助言をいただき、博士課程への進学を後押ししてくださった。私が博士課程への進学を決めたのは三木教授のご理解あってのものであった。また、コロナという昨今において社会情勢が困難になる中、柔軟に研究体制を対応していただき、今日までの研究活動を専念することができた。これまでの成果は一重に三木則尚教授の多大な御理解、御支援のおかげである。ここに心から深く感謝の意を表す。

さらに、自身の執筆論文である「Unsupervised Learning Enables Extraction of Tactile Information from Text Database」における共著者の平木剛史助教と石塚裕己助教には、論文内容や体裁もさることながら、本博士論文の内容に至るまで、様々な面でご指導ご鞭撻を賜った。さらに、本研究を進めるにあたり、三木研究室の先輩、同大学の博士課程の同期からは常に暖かい御支援、数え切れないほどの貴重な御助言をいただいた。特に三木研究室の先輩である仲出川卓郎さん、東和彦さん、矢菅浩規さん、Romain Daividさん、川添実さん、大田能士さん、工藤優汰さん、藤本和真さん、等諸先輩方、宮田研究室所属の森倉さんには多くの御指導、御助言、さらにはたくさんの相談に親身に乘っていただいた。この場を借りて深い感謝の意を表す。

これらの方々、ならびにどんなに苦しい状況においても常に自分を支えてくれた家族に心から深く感謝の意を表す。

その他、本研究を行うにあたり、御指導、御助言、相談に乗ってくださった皆様、公私問わず研究生生活を支えてくださった全ての方に深く感謝し、本論文の結びとする。

2021年11月

慶應義塾大学大学院理工学研究科総合デザイン工学専攻

長友竜帆

## 参考文献

- [1] 下条誠, 前野隆司, 篠田裕之, 佐野明人, 触覚認識メカニズムと応用技術: 触覚センサ・触覚ディスプレイ. 東京: S&T出版, 2014. [Online]. Available: <https://ci.nii.ac.jp/ncid/BB15737277>
- [2] 田中真美, “触覚・触感のメカニズムの解明とセンサシステムの開発に関する研究,” 精密工学会誌, vol. 82, no. 1, pp. 20–25, 2016, doi: 10.2493/jjspe.82.20.
- [3] M. Speicher, J. Ehrlich, V. Gentile, D. Degraen, S. Sorce, and A. Krüger, “Pseudo-Haptic Controls for Mid-Air Finger-Based Menu Interaction,” in *Extended Abstracts of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, New York, NY, USA, 2019, pp. 1–6. doi: 10.1145/3290607.3312927.
- [4] E. D. Verona, B. R. Brum, C. de Oliveira, S. R. R. Sanches, and C. G. Corrêa, “Pseudo-haptic Perception in Smartphones Graphical Interfaces: A Case Study,” in *Virtual, Augmented and Mixed Reality*, Cham, 2021, pp. 203–222.
- [5] M. Orozco, J. Silva, A. El Saddik, and E. Petriu, “The Role of Haptics in Games,” 2012. doi: 10.5772/32809.
- [6] M. Maisto, C. Pacchierotti, F. Chinello, G. Salvietti, A. De Luca, and D. Prattichizzo, “Evaluation of Wearable Haptic Systems for the Fingers in Augmented Reality Applications,” *IEEE Trans. Haptics*, vol. 10, no. 4, pp. 511–522, Dec. 2017, doi: 10.1109/TOH.2017.2691328.
- [7] M. Fukumoto and T. Sugimura, “Active Click: Tactile Feedback for Touch Panels,” in *CHI '01 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, New York, NY, USA, 2001, pp. 121–122. doi: 10.1145/634067.634141.
- [8] K. Yatani and K. N. Truong, “SemFeel: A User Interface with Semantic Tactile Feedback for Mobile Touch-Screen Devices,” in *Proceedings of the 22nd Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, New York, NY, USA, 2009, pp. 111–120. doi: 10.1145/1622176.1622198.
- [9] M. Kawazoe, Y. Kosemura, and N. Miki, “Encoding and presentation of surface textures using a mechanotactile display,” *Sens. Actuators Phys.*, vol. 261, pp. 30–39, Jul. 2017, doi: 10.1016/j.sna.2017.03.035.
- [10] M. Tezuka, N. Kitamura, K. Tanaka, and N. Miki, “Presentation of Various Tactile Sensations Using Micro-Needle Electrotactile Display,” *PLOS ONE*, vol. 11, no. 2, p. e0148410, Feb. 2016, doi: 10.1371/journal.pone.0148410.
- [11] H. Zheng, L. Fang, M. Ji, M. Strese, Y. Özer, and E. Steinbach, “Deep Learning for Surface Material Classification Using Haptic and Visual Information,” *IEEE Trans. Multimed.*, vol. 18, no. 12, pp. 2407–2416, Dec. 2016, doi: 10.1109/TMM.2016.2598140.

- [12] H. Culbertson, J. J. López Delgado, and K. J. Kuchenbecker, “One hundred data-driven haptic texture models and open-source methods for rendering on 3D objects,” in *2014 IEEE Haptics Symposium (HAPTICS)*, Feb. 2014, pp. 319–325. doi: 10.1109/HAPTICS.2014.6775475.
- [13] M. Strese, J. Lee, C. Schuwerk, Q. Han, H. Kim, and E. Steinbach, “A haptic texture database for tool-mediated texture recognition and classification,” in *2014 IEEE International Symposium on Haptic, Audio and Visual Environments and Games (HAVE) Proceedings*, Oct. 2014, pp. 118–123. doi: 10.1109/HAVE.2014.6954342.
- [14] M. Strese, Y. Boeck, and E. Steinbach, “Content-based surface material retrieval,” in *2017 IEEE World Haptics Conference (WHC)*, Jun. 2017, pp. 352–357. doi: 10.1109/WHC.2017.7989927.
- [15] T. Washio, “Data Mining - Development and Future -,” *Proc. Symp. Chemoinformatics*, vol. 2004, no. 0, p. JS-JS, 2004, doi: 10.11545/ciqs.2004.0.JS.0.
- [16] S. Omata and Y. Terunuma, “New tactile sensor like the human hand and its applications,” *Sens. Actuators Phys.*, vol. 35, no. 1, pp. 9–15, Oct. 1992, doi: 10.1016/0924-4247(92)87002-X.
- [17] J. Engel, J. Chen, and C. Liu, “Development of polyimide flexible tactile sensor skin,” *J. Micromechanics Microengineering*, vol. 13, no. 3, pp. 359–366, Feb. 2003, doi: 10.1088/0960-1317/13/3/302.
- [18] H. Lee, J. Chung, S. Chang, and E. Yoon, “Normal and Shear Force Measurement Using a Flexible Polymer Tactile Sensor With Embedded Multiple Capacitors,” *J. Microelectromechanical Syst.*, vol. 17, no. 4, pp. 934–942, Aug. 2008, doi: 10.1109/JMEMS.2008.921727.
- [19] J. G. da Silva, A. A. de Carvalho, and D. D. da Silva, “A strain gauge tactile sensor for finger-mounted applications,” *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 51, no. 1, pp. 18–22, Feb. 2002, doi: 10.1109/19.989890.
- [20] J. Dargahi, “A piezoelectric tactile sensor with three sensing elements for robotic, endoscopic and prosthetic applications,” *Sens. Actuators Phys.*, vol. 80, no. 1, pp. 23–30, Mar. 2000, doi: 10.1016/S0924-4247(99)00295-2.
- [21] S. Teshigawara, K. Tadakuma, A. Ming, M. Ishikawa, and M. Shimojo, “High sensitivity initial slip sensor for dexterous grasp,” in *2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, May 2010, pp. 4867–4872. doi: 10.1109/ROBOT.2010.5509288.
- [22] Y. Hotta, Y. Zhang, and N. Miki, “A Flexible Capacitive Sensor with Encapsulated Liquids as Dielectrics,” *Micromachines*, vol. 3, no. 1, 2012, doi: 10.3390/mi3010137.

- [23] H. Ota *et al.*, “Highly deformable liquid-state heterojunction sensors,” *Nat. Commun.*, vol. 5, no. 1, p. 5032, Sep. 2014, doi: 10.1038/ncomms6032.
- [24] A. Nakai, K. Kuwana, K. Saito, T. Dohi, A. Kumagai, and I. Shimoyama, “MEMS 6-axis force-torque sensor attached to the tip of grasping forceps for identification of tumor in thoracoscopic surgery,” in *2017 IEEE 30th International Conference on Micro Electro Mechanical Systems (MEMS)*, Jan. 2017, pp. 546–548. doi: 10.1109/MEMSYS.2017.7863464.
- [25] M. Strese, Y. Boeck, and E. Steinbach, “Content-based surface material retrieval,” in *2017 IEEE World Haptics Conference (WHC)*, Munich, Germany, Jun. 2017, pp. 352–357. doi: 10.1109/WHC.2017.7989927.
- [26] 電子情報通信学会, 乾敏郎, 感覚・知覚・認知の基礎. オーム社, 2012, pp. xiv, 263p. [Online]. Available: <https://ci.nii.ac.jp/ncid/BB08027012>
- [27] H. Yamaguchi, “Touch sensation- Embodied psychology for skin and heart,” *Zen Nihon Shinkyu Gakkai Zasshi J. Jpn. Soc. Acupunct. Moxibustion*, vol. 58, no. 5, pp. 732–741, Nov. 2008, doi: 10.3777/jjsam.58.732.
- [28] E. R. Kandel *et al.*, カンデル神経科学. メディカル・サイエンス・インターナショナル, 2014, pp. xliii, 1649p. [Online]. Available: <https://ci.nii.ac.jp/ncid/BB15356477>
- [29] M. A. Srinivasan and K. Dandekar, “An Investigation of the Mechanics of Tactile Sense Using Two-Dimensional Models of the Primate Fingertip,” *J. Biomech. Eng.*, vol. 118, no. 1, pp. 48–55, Feb. 1996, doi: 10.1115/1.2795945.
- [30] Y. C. (Yuan-cheng) Fung, *Biomechanics : mechanical properties of living tissues*, 2nd ed. Springer, 2010, pp. xviii, 568 p. [Online]. Available: <https://ci.nii.ac.jp/ncid/BB12588818>
- [31] 白土寛和, 前野隆司, “「触る」ということ —ヒトとロボットの触覚—,” 表面, vol. 41, no. 5, pp. 145–152, 2003.
- [32] A. P. Sripati, S. J. Bensmaia, and K. O. Johnson, “A Continuum Mechanical Model of Mechanoreceptive Afferent Responses to Indented Spatial Patterns,” *J. Neurophysiol.*, vol. 95, no. 6, pp. 3852–3864, Jun. 2006, doi: 10.1152/jn.01240.2005.
- [33] 入口克己, 川村貞夫, H.-Y. Han, “人間の手指組織の剛性解析と人工指との比較,” 日本ロボット学会誌, vol. 17, no. 8, pp. 1141–1148, Nov. 1999.
- [34] T. Maeno, K. Kobayashi and N. Yamazaki, “Relationship between the Structure of Human Finger Tissue and the Location of Tactile Receptors,” *JSME Int. J. Ser. C*, vol. 41, no. 1, pp. 94–100, 1998, doi: 10.1299/jsmec.41.94.
- [35] R. S. Johansson, “Tactile sensibility in the human hand: receptive field characteristics of mechanoreceptive units in the glabrous skin area.,” *J. Physiol.*, vol.

- 281, no. 1, pp. 101–125, Aug. 1978, doi: 10.1113/jphysiol.1978.sp012411.
- [36] R. S. Johansson and A. B. Vallbo, “Tactile sensibility in the human hand: relative and absolute densities of four types of mechanoreceptive units in glabrous skin.,” *J. Physiol.*, vol. 286, no. 1, pp. 283–300, Jan. 1979, doi: 10.1113/jphysiol.1979.sp012619.
- [37] A. B. Vallbo and R. Johansson, “Properties of cutaneous mechanoreceptors in the human hand related to touch sensation,” *Hum. Neurobiol.*, vol. 3, pp. 3–14, Feb. 1984.
- [38] R. S. Johansson and Å. B. Vallbo, “Tactile sensory coding in the glabrous skin of the human hand,” *Trends Neurosci.*, vol. 6, pp. 27–32, Jan. 1983, doi: 10.1016/0166-2236(83)90011-5.
- [39] 前野隆司, “ヒト指腹部と触覚受容器の構造と機能,” *日本ロボット学会誌*, vol. 18, no. 6, pp. 772–775, 2000, doi: 10.7210/jrsj.18.772.
- [40] O. Franzén and J. Nordmark, “Vibrotactile frequency discrimination,” *Percept. Psychophys.*, vol. 17, no. 5, pp. 480–484, Sep. 1975, doi: 10.3758/BF03203298.
- [41] R. T. Verrillo, A. J. Fraioli, and R. L. Smith, “Sensation magnitude of vibrotactile stimuli,” *Percept. Psychophys.*, vol. 6, no. 6, pp. 366–372, Nov. 1969, doi: 10.3758/BF03212793.
- [42] A. B. Vallbo and R. Johansson, “Properties of cutaneous mechanoreceptors in the human hand related to touch sensation,” *Hum. Neurobiol.*, vol. 3, pp. 3–14, Feb. 1984.
- [43] J. C. Stevens and K. K. Choo, “Spatial acuity of the body surface over the life span.,” *Somatosens. Mot. Res.*, vol. 13, no. 2, pp. 153–166, 1996, doi: 10.3109/08990229609051403.
- [44] K. O. Johnson, “Tactile Spatial Resolution. I. Two-Point Discrimination, Gap Detection, Grating Resolution, and Letter Recognition,” *J. Neurophysiol.*, vol. 46, no. 6, pp. 1177–1191, 1981.
- [45] 田中真美, 東山篤規, 宮岡徹, 谷口俊治, 佐藤愛子著, “「触覚と痛み」”, ブレーン出版, ISBN4-89242-642-3, 全328頁, *日本AEM学会誌*, vol. 14, no. 2, p. 243, 2006.
- [46] Xiaojuan Chen, Fei Shao, Cathy Barnes, Tom Childs, and Brian Henson, “Exploring Relationships between Touch Perception and Surface Physical Properties,” *Int. J. Des. Vol 3 No 2 2009*, 2009, Accessed: Jan. 01, 2009. [Online]. Available: <http://www.ijdesign.org/index.php/IJDesign/article/view/596/261>
- [47] X. Chen, C. J. Barnes, T. H. C. Childs, B. Henson, and F. Shao, “Materials’ tactile testing and characterisation for consumer products’ affective packaging design,”

- Mater. Des.*, vol. 30, no. 10, pp. 4299–4310, Dec. 2009, doi: 10.1016/j.matdes.2009.04.021.
- [48] S. Okamoto, H. Nagano, and H.-N. Ho, “Psychophysical Dimensions of Material Perception and Methods to Specify Textural Space,” 2016.
- [49] D. T. Bake, S. S. Hsiao, and K. O. Johnson, “Neural Coding Mechanisms in Tactile Pattern Recognition: The Relative Contributions of Slowly and Rapidly Adapting Mechanoreceptors to Perceived Roughness,” *J. Neurosci.*, vol. 17, no. 19, p. 7480, Oct. 1997, doi: 10.1523/JNEUROSCI.17-19-07480.1997.
- [50] C. Connor, S. Hsiao, J. Phillips, and K. Johnson, “Tactile roughness: neural codes that account for psychophysical magnitude estimates,” *J. Neurosci.*, vol. 10, no. 12, p. 3823, Dec. 1990, doi: 10.1523/JNEUROSCI.10-12-03823.1990.
- [51] T. Yoshioka, B. Gibb, A. K. Dorsch, S. S. Hsiao, and K. O. Johnson, “Neural Coding Mechanisms Underlying Perceived Roughness of Finely Textured Surfaces,” *J. Neurosci.*, vol. 21, no. 17, p. 6905, Sep. 2001, doi:10.1523/JNEUROSCI.21-17-06905.2001.
- [52] E. M. Meftah, L. Belingard, and C. E. Chapman, “Relative effects of the spatial and temporal characteristics of scanned surfaces on human perception of tactile roughness using passive touch,” *Exp. Brain Res.*, vol. 132, no. 3, pp. 351–361, Jun. 2000, doi: 10.1007/s002210000348.
- [53] S. J. Lederman, “Tactile roughness of grooved surfaces: The touching process and effects of macro- and microsurface structure,” *Percept. Psychophys.*, vol. 16, no. 2, pp. 385–395, Mar. 1974, doi: 10.3758/BF03203958.
- [54] M. Hollins and S. R. Risner, “Evidence for the duplex theory of tactile texture perception,” *Percept. Psychophys.*, vol. 62, no. 4, pp. 695–705, Jan. 2000, doi: 10.3758/BF03206916.
- [55] C. J. Cascio and K. Sathian, “Temporal cues contribute to tactile perception of roughness,” *J. Neurosci. Off. J. Soc. Neurosci.*, vol. 21, no. 14, pp. 5289–5296, Jul. 2001, doi: 10.1523/JNEUROSCI.21-14-05289.2001.
- [56] A. Bicchi, E. P. Scilingo, and D. De Rossi, “Haptic discrimination of softness in teleoperation: the role of the contact area spread rate,” *IEEE Trans. Robot. Autom.*, vol. 16, no. 5, pp. 496–504, Oct. 2000, doi: 10.1109/70.880800.
- [57] K. Fujita, “A New Softness Display Interface by Dynamic Fingertip Contact Area Control,” *5th World Multiconference Syst. Cybern. Inform. 2001*, pp. 78–82, 2001.
- [58] W. R. Provancher and N. D. Sylvester, “Fingerpad Skin Stretch Increases the Perception of Virtual Friction,” *IEEE Trans. Haptics*, vol. 2, no. 4, pp. 212–223, Dec. 2009, doi: 10.1109/TOH.2009.34.

- [59] M. Konyo, H. Yamada, S. Okamoto, and S. Tadokoro, *Alternative Display of Friction Represented by Tactile Stimulation without Tangential Force*, vol. 5024. 2008, p. 629. doi: 10.1007/978-3-540-69057-3\_79.
- [60] Y. Nonomura *et al.*, “Tactile impression and friction of water on human skin,” *Colloids Surf. B Biointerfaces*, vol. 69, no. 2, pp. 264–267, Mar. 2009, doi: 10.1016/j.colsurfb.2008.11.024.
- [61] S. Okamoto, H. Nagano, and Y. Yamada, “Psychophysical Dimensions of Tactile Perception of Textures,” *IEEE Trans. Haptics*, vol. 6, no. 1, pp. 81–93, First Quarter 2013, doi: 10.1109/TOH.2012.32.
- [62] T. Matsuoka, H. Kanai, H. Tsuji, T. Shinya, and T. Nishimatsu, “Predicting Texture Image of Covering Fabric for Car Seat by Physical Properties,” *J. Text. Eng.*, vol. 54, no. 3, pp. 63–74, 2008, doi: 10.4188/jte.54.63.
- [63] H. Shirado and T. Maeno, “Modeling of human texture perception for tactile displays and sensors,” in *First Joint Eurohaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems. World Haptics Conference*, Mar. 2005, pp. 629–630. doi: 10.1109/WHC.2005.92.
- [64] S. Ballesteros, J. M. Reales, L. P. de Leon, and B. Garcia, “The perception of ecological textures by touch: does the perceptual space change under bimodal visual and haptic exploration?,” in *First Joint Eurohaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems. World Haptics Conference*, Mar. 2005, pp. 635–638. doi: 10.1109/WHC.2005.134.
- [65] S. Guest, A. Mehrabyan, G. Essick, N. PHILLIPS, A. HOPKINSON, and F. Mcglone, “Physics and tactile perception of fluid-covered surfaces,” *J. Texture Stud.*, vol. 43, Feb. 2012, doi: 10.1111/j.1745-4603.2011.00318.x.
- [66] S. Hirai and N. Miki, “Thermal Sensation Display with Controllable Thermal Conductivity,” in *2019 20th International Conference on Solid-State Sensors, Actuators and Microsystems & Eurosensors XXXIII (TRANSDUCERS & EUROSENSORS XXXIII)*, Jun. 2019, pp. 1659–1661. doi: 10.1109/TRANSDUCERS.2019.8808369.
- [67] M. Matusiak, “Investigation of the thermal insulation properties of multilayer textiles,” *Fibres Text. East. Eur.*, vol. 14, pp. 98–102, Jan. 2006.
- [68] M. J. Pac, M.-A. Bueno, M. Renner, and S. El Kasmí, “Warm-Cool Feeling Relative to Tribological Properties of Fabrics,” *Text. Res. J.*, vol. 71, no. 9, pp. 806–812, Sep. 2001, doi: 10.1177/004051750107100910.
- [69] R. J. Schepers and M. Ringkamp, “Thermoreceptors and thermosensitive afferents,” *Touch Temp. PainItch Pleas.*, vol. 34, no. 2, pp. 177–184, Feb. 2010, doi:

- 10.1016/j.neubiorev.2009.10.003.
- [70] C. Shiota, “DATA MINING-TECHNIQUES AND APPLICATIONS,” *Bull. Comput. Stat. Jpn.*, vol. 10, no. 2, pp. 127–144, 1998, doi: 10.20551/jscswabun.10.2\_127.
- [71] Y. Sugita, “On the characteristics and application of data mining(Data mining methodologies and application for libraries),” *J. Inf. Sci. Technol. Assoc.*, vol. 60, no. 6, pp. 218–223, 2010, doi: 10.18919/jkg.60.6\_218.
- [72] 沼尾雅之, 清水周一, 木村雅彦, “Datamining for Causal Analysis.,” 全国大会講演論文集, vol. 第51回, no. データベース, pp. 195–196, Sep. 1995.
- [73] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, “ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks,” in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2012, vol. 25. [Online]. Available: <https://proceedings.neurips.cc/paper/2012/file/c399862d3b9d6b76c8436e924a68c45b-Paper.pdf>
- [74] G. Ke *et al.*, “LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree,” in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017, vol. 30. [Online]. Available: <https://proceedings.neurips.cc/paper/2017/file/6449f44a102fde848669bdd9eb6b76fa-Paper.pdf>
- [75] R. Agrawal and R. Srikant, “Fast Algorithms for Mining Association Rules in Large Databases,” in *Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases*, San Francisco, CA, USA, 1994, pp. 487–499.
- [76] L. van der Maaten and G. Hinton, “Visualizing Data using t-SNE,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 9, no. 86, pp. 2579–2605, 2008.
- [77] M. Nassar and W. Anbtawi, *A 3D Playground for t-SNE With Explainable Classification*. 2020. doi: 10.13140/RG.2.2.36358.52806.
- [78] E. Tjoa and C. Guan, “A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI): Toward Medical XAI,” *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, vol. PP, Oct. 2020, doi: 10.1109/tnnls.2020.3027314.
- [79] Y. J. Phua, 井上克巳, “説明可能な論理規則のグラフ埋め込みによる学習,” 人工知能学会全国大会論文集, vol. JSAI2020, p. 3E1GS202-3E1GS202, 2020, doi: 10.11517/pjsai.JSAI2020.0\_3E1GS202.
- [80] G. Garcia, J. A. Corrales Ramon, J. Pomares, and T. Fernando, “Survey of Visual and Force/Tactile Control of Robots for Physical Interaction in Spain,” *Sensors*, vol. 9, Dec. 2009, doi: 10.3390/s91209689.
- [81] J. G. da Silva, A. A. de Carvalho, and D. D. da Silva, “A strain gauge tactile sensor

- for finger-mounted applications,” *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 51, no. 1, pp. 18–22, Feb. 2002, doi: 10.1109/19.989890.
- [82] J. Dargahi, “A piezoelectric tactile sensor with three sensing elements for robotic, endoscopic and prosthetic applications,” *Sens. Actuators Phys.*, vol. 80, no. 1, pp. 23–30, Mar. 2000, doi: 10.1016/S0924-4247(99)00295-2.
- [83] S. Teshigawara, K. Tadakuma, Aiguo Ming, M. Ishikawa, and M. Shimojo, “High sensitivity initial slip sensor for dexterous grasp,” in *2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Anchorage, AK, May 2010, pp. 4867–4872. doi: 10.1109/ROBOT.2010.5509288.
- [84] Y. Hotta, Y. Zhang, and N. Miki, “A Flexible Capacitive Sensor with Encapsulated Liquids as Dielectrics,” *Micromachines*, vol. 3, no. 1, pp. 137–149, Mar. 2012, doi: 10.3390/mi3010137.
- [85] H. Ota *et al.*, “Highly deformable liquid-state heterojunction sensors,” *Nat. Commun.*, vol. 5, no. 1, Dec. 2014, doi: 10.1038/ncomms6032.
- [86] M. Ohka, H. Kobayashi, J. Takata, and Y. Mitsuya, “An Experimental Optical Three-axis Tactile Sensor Featured with Hemispherical Surface,” *J. Adv. Mech. Des. Syst. Manuf.*, vol. 2, no. 5, pp. 860–873, 2008, doi: 10.1299/jamdsm.2.860.
- [87] J. Jiao, Y. Zhang, D. Wang, X. Guo, and X. Sun, “HapTex: A Database of Fabric Textures for Surface Tactile Display,” in *2019 IEEE World Haptics Conference (WHC)*, Tokyo, Japan, Jul. 2019, pp. 331–336. doi: 10.1109/WHC.2019.8816167.
- [88] T. Nakadegawa, H. Ishizuka, and N. Miki, “Three-axis scanning force sensor with liquid metal electrodes,” *Sens. Actuators Phys.*, vol. 264, pp. 260–267, Sep. 2017, doi: 10.1016/j.sna.2017.08.014.
- [89] R. Etzi, C. Spence, M. Zampini, and A. Gallace, “When Sandpaper Is ‘Kiki’ and Satin Is ‘Bouba’: an Exploration of the Associations Between Words, Emotional States, and the Tactile Attributes of Everyday Materials,” *Multisensory Res.*, vol. 29, no. 1–3, pp. 133–155, 2016, doi: 10.1163/22134808-00002497.
- [90] M. Miyazaki, S. Hidaka, M. Imai, K. Kantartzis, H. Okada, and S. Kita, “The facilitatory role of sound symbolism in infant word learning,” in *the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, 2013, pp. 3080–3085.
- [91] M. Arata, M. Imai, J. Okuda, H. Okada, and T. Matsuda, “Gesture in language: How sound symbolic words are processed in the brain,” in *the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, 2010, pp. 1374–1379.
- [92] M. Sakamoto, “System to quantify the impression of sounds expressed by onomatopoeias,” *Acoust. Sci. Technol.*, vol. 41, no. 1, pp. 229–232, Jan. 2020, doi: 10.1250/ast.41.229.

- [93] M. Sakamoto, T. Tahara, and J. Watanabe, “A System to Visualize Individual Variation in Tactile Perception using Onomatopoeia Map,” *Trans. Virtual Real. Soc. Jpn.*, vol. 21, no. 2, pp. 213–216, 2016, doi: 10.18974/tvrsj.21.2\_213.
- [94] 早川智彦, 松井茂, 渡邊淳司, “オノマトペを利用した触り心地の分類手法(<特集>アート&エンタテインメント2),” *日本バーチャルリアリティ学会論文誌*, vol. 15, no. 3, pp. 487–490, 2010, doi: 10.18974/tvrsj.15.3\_487.
- [95] 貴之星, 裕之篠田, “接触力と接触面積を計測する非線形触覚素子,” *計測自動制御学会論文集*, vol. 42, no. 7, pp. 727–735, Jul. 2006.
- [96] P. Zhang, Q. Wan, C. Feng, and H. Wang, “All Regimes Parasitic Capacitances Extraction Using a Multi-Channel CBCM Technique,” *IEEE Trans. Semicond. Manuf.*, vol. 30, no. 2, pp. 121–125, May 2017, doi: 10.1109/TSM.2017.2669317.
- [97] L.-J. Sun *et al.*, “Extraction of geometry-related interconnect variation based on parasitic capacitance data,” *IEEE Electron Device Lett.*, vol. 35, no. 10, pp. 980–982, Oct. 2014, doi: 10.1109/LED.2014.2344173.
- [98] C. Hebedean, C. Munteanu, A. Racasan, and C. Pacurar, “Parasitic capacitance removal with an embedded ground layer,” in *Eurocon 2013*, Zagreb, Croatia, Jul. 2013, pp. 1886–1891. doi: 10.1109/EUROCON.2013.6625235.
- [99] M. I. Tiwana, S. J. Redmond, and N. H. Lovell, “A review of tactile sensing technologies with applications in biomedical engineering,” *Sens. Actuators Phys.*, vol. 179, pp. 17–31, Jun. 2012, doi: 10.1016/j.sna.2012.02.051.
- [100] S. McKinley *et al.*, “A single-use haptic palpation probe for locating subcutaneous blood vessels in robot-assisted minimally invasive surgery,” Aug. 2015, pp. 1151–1158. doi: 10.1109/CoASE.2015.7294253.
- [101] A. Mata, A. J. Fleischman, and S. Roy, “Characterization of Polydimethylsiloxane (PDMS) Properties for Biomedical Micro/Nanosystems,” *Biomed. Microdevices*, vol. 7, no. 4, pp. 281–293, Dec. 2005, doi: 10.1007/s10544-005-6070-2.
- [102] D. Bodas and C. Khan-Malek, “Formation of more stable hydrophilic surfaces of PDMS by plasma and chemical treatments,” *Microelectron. Eng.*, vol. 83, no. 4–9, pp. 1277–1279, Apr. 2006, doi: 10.1016/j.mee.2006.01.195.
- [103] D. Meyerhofer, “Characteristics of resist films produced by spinning,” *J. Appl. Phys.*, vol. 49, no. 7, pp. 3993–3997, Jul. 1978, doi: 10.1063/1.325357.
- [104] Miwa S. and Ohtake Y., “Chemical Changes in Cross-linked Silicone Rubber by Ozone-water Treatments,” *NIPPON GOMU KYOKAISHI*, vol. 87, no. 5, pp. 161–167, 2014, doi: 10.2324/gomu.87.161.
- [105] H. Wu, B. Huang, and R. N. Zare, “Construction of microfluidic chips using

- polydimethylsiloxane for adhesive bonding,” *Lab. Chip*, vol. 5, no. 12, p. 1393, 2005, doi: 10.1039/b510494g.
- [106] G. Taguchi, “Quality engineering (Taguchi methods) for the development of electronic circuit technology,” *IEEE Trans. Reliab.*, vol. 44, no. 2, pp. 225–229, Jun. 1995, doi: 10.1109/24.387375.
- [107] Itagaki M., “Principle and Analytical Method of Impedance Spectroscopy,” *Hyomen Kagaku*, vol. 33, no. 2, pp. 64–68, 2012, doi: 10.1380/jsssj.33.64.
- [108] T. Mikolov, K. Chen, G. Corrado, and J. Dean, “Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space,” in *Proceeding of the 1st International Conference on Learning Representations, Workshops Track*, 2013, p. 12 pages.
- [109] P. Bojanowski, E. Grave, A. Joulin, and T. Mikolov, “Enriching Word Vectors with Subword Information,” *Trans. Assoc. Comput. Linguist.*, vol. 5, pp. 135–146, 2017, doi: 10.1162/tacl\_a\_00051.
- [110] M. E. Peters *et al.*, “Deep contextualized word representations,” *ArXiv180205365 Cs*, Mar. 2018, Accessed: Jan. 08, 2021. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1802.05365>
- [111] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, “BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding,” in *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, Jun. 2019, vol. 1, pp. 4171–4186.
- [112] A. Vaswani *et al.*, “Attention is All You Need,” in *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*, 2017, pp. 6000–6010.
- [113] Z. Yang, Z. Dai, Y. Yang, J. G. Carbonell, R. Salakhutdinov, and Q. V. Le, “XLNet: Generalized Autoregressive Pretraining for Language Understanding,” *CoRR*, vol. abs/1906.08237, 2019, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1906.08237>
- [114] Y. Liu *et al.*, “RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach,” *CoRR*, vol. abs/1907.11692, 2019, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1907.11692>
- [115] Z. Lan, M. Chen, S. Goodman, K. Gimpel, P. Sharma, and R. Soricut, “ALBERT: A Lite BERT for Self-supervised Learning of Language Representations,” 2020. [Online]. Available: <https://openreview.net/forum?id=H1eA7AEtvS>
- [116] K. Clark, M.-T. Luong, Q. V. Le, and C. D. Manning, “ELECTRA: Pre-training

- Text Encoders as Discriminators Rather Than Generators,” *CoRR*, vol. abs/2003.10555, 2020, [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2003.10555>
- [117] T. B. Brown *et al.*, “Language Models are Few-Shot Learners,” *CoRR*, vol. abs/2005.14165, 2020, [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2005.14165>
- [118] A. Ramesh *et al.*, “Zero-Shot Text-to-Image Generation,” *CoRR*, vol. abs/2102.12092, 2021, [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2102.12092>
- [119] *awesome-embedding-model*. [Online]. Available: <https://github.com/Hironasan/awesome-embedding-models>
- [120] *bert-japanese*. [Online]. Available: <https://github.com/cl-tohoku/bert-japanese>