

接触抵抗式感圧センサを用いた 手技療法動作の定量化に関する研究

総合情報学研究科
知識情報学専攻

インタラクションデザインの理論と実践

23M7123

田中 瑠慧

論文要旨

手技療法の指導の際、手技療法動作 (e.g., 身体的感覚に基づいた力の強さや角度) は動作指示語 (e.g., 強く押す, グーッと押す) を用いて伝達されている。このような伝達手法では、指導者が学習者に対して意図した動作と強弱を適切に伝えることは容易ではない。そこで、本研究では任意の動作に対して適切な動作指示語の関係を明らかにし、手技療法指導の質向上に寄与することを目指す。これにより、指導者が学習者に対して任意の動作を伝達したい際に、その動作に対応するより適切な手技療法動作指示語を選択・指導することが可能になる。本稿では、海老名ら [45] の動作と動作指示語の関係分析の結果を参考にし、手技療法における動作指示語が指圧動作に及ぼす影響を調査する。具体的には、(1) 手技療法動作を定量化するシステム (以下、手技療法動作定量化システムと記す) を構築し、(2) 構築したシステムを用いて定量化された手技療法動作と動作指示語の関係を明らかにする。これにより、これまで言語表現では正確に伝達できなかった情報を、手技療法動作定量化システムで得られる数値情報で補完することで、より正確な伝達が可能になることが期待される。

手技療法定量化システムでは接触抵抗式感圧センサアレイで取得したデータから、Long Short Term Memory (LSTM) により手技療法動作時の圧力と角度を推定する。接触抵抗方式センサアレイは電気絶縁のための保護層、縦並びの導電糸層、横並びの導電糸層、感圧層から構成されており、縦横の導電糸層が交差する部分が検知点となり、256 点の圧力を検知することが可能である試作したセンサアレイから取得したデータを用いて、力の強さと角度を推定する LSTM モデルの構築を行う。まず、手技療法に必要な圧力測定範囲 (0~50N 程度) と角度の測定範囲 (対象部位に対して 0~40° 程度) を達成するため、クロストークによる影響を活用することで複数センサ値から圧力の推定を行う。多様な強さと角度で加圧することで 256 点の 58587 タイムステップの時系列センサデータを取得した。取得したセンサデータに対して、それに対応する圧力値 (0~50 N 程度) と、法線力を 0° とした場合の x 軸角度 (-40~40°), y 軸角度 (-40~40°) を教師データとして付与した。これらのデータを、各角度に対する割合が均一になるよう学習データ 80%, 検証データ 10%, テストデータ 10% に分割した。その後、Optuna を用いて最適化したハイパーパラメータの組み合わせでモデルの構築を行い、テストデータを用いてモデルの評価を行った。その結果、圧力値の MSE が 5.19, R^2 スコアが 0.95, x 軸角度の MSE が 8.30, R^2 スコアが 0.94, y 軸角度の MSE が 11.74, R^2 スコアが 0.88 となった。

手技療法動作指示語が指圧動作に及ぼす影響を明らかにするため、手技療法定量化システムを用いて、手技療法動作指示語から、対象者が想起した手技療法動作 (e.g., 力の強さ, 力の角度, 圧力変化, 指圧時間) の定量的分析を行った。専門家 3 名を対象に手技療法動作定量化システムに対して 15 種類の指示語に基づく指圧動作を行ってもらい、圧力・角度のデータを取得し、分析を行った。その結果、多くの指示語間で手技療法動作指示語から対象者が想起した手技療法動作が有意に異なるペアが確認された。また、力の強さに関する指示語は漠然とした指圧力を伝達できるものの、詳細な指圧力の伝達が難しい可能性が示唆された。さらに、15 個全ての手技療法動作指示語において、一定のばらつきが見られ、個人差や個人内差が見られた。「体重 3kg くらいかけて押す」「面に向かって 15 度くらいの角度で押す」は、定量的表現を用いることで個人差が小さくなる可能性が示唆された。

目次

1	序論	1
1.1	高齢化社会と専門家の需要	1
1.2	手技療法指導の現状	2
1.3	本研究が対象とする課題	3
2	関連研究	5
2.1	接触抵抗方式センサに関する研究	5
2.2	その他のセンサに関する研究	7
2.3	動作指示と客観的な動作に関する研究	9
2.4	本研究の立ち位置	12
3	手技療法動作定量化システム	14
3.1	手技療法動作定量化システムの必要要件	14
3.2	手技療法動作定量化システム実現までの手順	14
4	接触抵抗式感圧センサの実装	16
4.1	感圧素材の選定	16
4.2	接触抵抗式感圧センサの構造	17
4.3	信号処理回路	18
5	1点のセンサ値から力の強さを推定するモデルの構築	25
5.1	データセットの構築	25
5.2	モデルの構築	26
5.3	結果	28
5.4	考察	28
6	複数のセンサ値から強さと角度を推定するモデル構築	32
6.1	クロストークの定量化	32
6.2	モデルの構築	34
7	手技療法動作指示語に関する分析	43
7.1	実験	43
7.2	分析項目の定義	45
7.3	分析	48
7.4	結果・考察	50
8	議論	61
8.1	手技療法指導のあり方の検討	61
8.2	今後の展望	62

1 序論

本章では、まず高齢化により、質の高い施術が求められている専門家について概説する。次にこれらの専門家の共通の治療方法として活用されているマッサージ等の手技療法の指導現場の現状について述べ、本研究の目的を明確にする。

1.1 高齢化社会と専門家の需要

昨今、日本では少子高齢化が急速に進行しており、総人口に対する高齢化率は一貫して増加している。生活環境の改善、食生活・栄養状態の改善、治療技術の進歩に伴い、今後も高齢化は続くと予想されている。総務省統計局によると、2023年時点での65歳以上人口は3623万人となっており、総人口に占める65歳以上人口の割合は29.1%を占めている¹。今後も高齢化率は増加し、2040年には約35%、2070年には約39%の水準になると推計されている²。

高齢になっても、自立した日常生活を営み、社会的役割を継続的に果たすためには健康寿命の延伸が求められる。健康寿命とは、「日常生活に制限のない期間の平均」（健康上の問題による日常生活への影響がない期間）を示す指標であるが、平均寿命との差を見ることで「日常生活に制限がある期間の平均」（健康上の問題により日常生活動作、外出、家事、運動等に制限がある期間）、つまり介護が必要な期間が導き出されることになる（図1.1参照）[40]。健康寿命を延伸することは、高齢になっても自立した生活を継続的に送ることに加え、医療費や介護費などの社会的なコストの削減につながる。国や自治体では、健康寿命延伸を実現するために様々な取り組みが行われている。具体的には、生活習慣病の予防等を目的とした健診・検診の推進、食生活や運動習慣の改善を促進する健康教育、転倒予防や重症化防止を目的とした地域運動プログラムの提供、認知症予防に向けた早期介入と支援体制の強化などが挙げられる³。これらの取り組みを通じて、健康寿命の延伸を図って

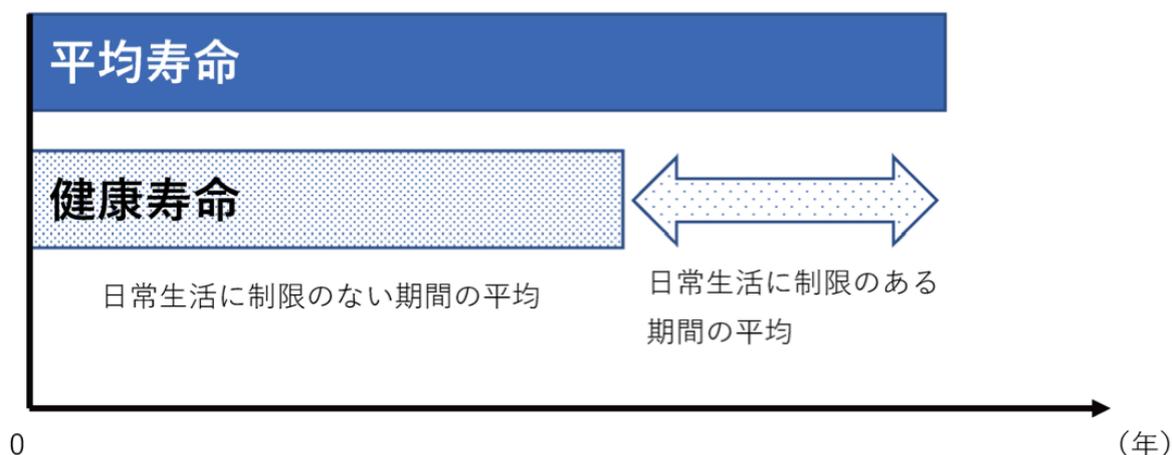


図 1.1: 平均寿命と健康寿命（文献 [40] より引用）

¹<https://www.stat.go.jp/data/topics/pdf/topics138.pdf>（2024/9/5 確認）

²https://www.mhlw.go.jp/stf/newpage_21481.html（2024/9/5 確認）

³<https://www.mhlw.go.jp/wp/hakusyo/kousei/14/dl/1-03.pdf>（2024/9/5 確認）

いる。

健康寿命を損ない、要介護となる原因として、転倒・骨折や関節疾患等が挙げられる⁴。そのため、怪我や疲労に伴う身体的不調の回復・緩和を行う専門家の需要が高まっている。怪我や疲労に伴う身体的不調の回復・緩和を行う専門家として、(1) あん摩・マッサージ・指圧などの手技による施術を行い、肩こりや腰痛をはじめ身体の不調の手当を行う「あん摩マッサージ指圧師」、(2) 骨折、脱臼、捻挫、打撲、挫傷（筋・腱の損傷）などの施術（治療）をする「柔道整復師」、(3) 身体に障害のある者に対し、主としてその基本的動作能力の回復を図るため、治療体操その他の運動を行なわせ、及び電気刺激、マッサージ、温熱その他の物理的手段を加える「理学療法士」などが挙げられる。近年、これらの専門家の質が求められている一方で、指導者数の不足や従来の指導方法の限界などの点から効率的な指導が十分には行われておらず、養成の質の低下⁵や施術の質の低下 [53] が懸念されている。そのため、養成施設や臨床現場においての指導方法の改善が必要である。

1.2 手技療法指導の現状

あん摩、マッサージ、指圧などの手技を用いた治療（以下、手技療法と記す）はあん摩マッサージ指圧師、柔道整復師、理学療法士等の専門家の中で広く活用されている。手技療法の指導において、指導者から学習者に伝達されている情報は (1) 筋肉の種類や筋肉の走行・起始停止などの教科書等に掲載されている形式知、(2) 被施術者が触覚を通じて感じる施術者の行う手技療法動作の強さや角度、位置等に関する身体運動の情報（以下、被施術者情報と記す）、(3) 施術者が行う手技療法動作における手の動きや形状に関する身体運動の情報（以下、施術者動作情報と記す）に大別できる。手技療法について、効果的な指導を行うためには (2) や (3) 等の身体運動に関する情報を正確に学習者に伝達する必要がある。

ヒトの身体運動は、速度や正確性、強さ等の複数の要素が複合的に絡み合っており、スポーツ、武道、音楽演奏など幅広い分野で適切な身体運動を行うには、身体が覚え込んだ（獲得した）技やコツ（以下、身体知 [49] と記す）が必要である。しかし、身体知は正確に捉えることが困難で詳記不能な特性（unspecifiability）を持つため、言葉で説明したとしても不十分であり、不正確である [22]。身体運動を解明するために、バイオメカニクスや運動生理学の手法によって客観的に解析され、そのメカニズムの解明が進められてきた [48][41]。しかし、こうした客観的知見が不十分であるため、スポーツ、武道、音楽演奏などの分野において身体運動を行う際に身体を適切にコントロールすることが要求されるが、「感じ」といった主観的な情報をもとに身体運動を修正していることが多い [52]。この際、対象者自身が動作時にイメージする主観的な感覚はバイオメカニクス手法を用いて客観的に分析された結果と異なる「主観と客観のずれ」と呼ばれる現象が生じる。金子ら [44] は、バドミントンのスマッシュ動作における主観的努力度と客観的達成度の対応関係を明らかにすることを目的とした分析を行い、「主観と客観のずれ」が生じることを実証した。具体的には、被験者が努力度 100% でスマッシュ動作を行った場合、シャトル速度や正確性が最大になるとは限らず、最大下努力度（80～90%）のスマッシュ動作の方がパフォーマンスが向上する

⁴https://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2021/html/zenbun/s1_2_2.html（2024/9/5 確認）

⁵<https://www.mhlw.go.jp/content/10801000/000499148.pdf>（2024/1/29 確認）

傾向があることを示した。「主観と客観のずれ」は、コーチングや運動制御研究の領域において、重要な課題として認識されている。ヒトの身体運動と、それに対する主観的な感覚を明らかにするための試みとして、動作指示が身体運動に与える影響を分析した試みが行われている。動作指示とは、言語やジェスチャー等を用いて、相手に自発的な行動を促し、目標達成を支援するコミュニケーション手段である [56]。北尾 [46] らはジャンプ動作に着目し、動作指示が身体運動に与える影響を分析した。その結果、5つの比較的高く跳ばせる動作指示語（「膝を深く曲げてからジャンプ」「大きくジャンプ」「高くジャンプ」「天井に触れるようにジャンプ」「最大限のジャンプ」）に対応する動作間で、跳躍高や関節角度などの特徴量において多くのペア間で有意な差が認められた。具体的には、「天井に触れるようにジャンプ」が跳躍高が高いジャンプを誘発することが明らかとなった。この結果から、跳躍高が高いジャンプ動作を指示したい場合、「天井に触れるようにジャンプ」の動作指示語を用いて伝達するといった活用方法が考えられる。指導者が適切なアドバイスを与えることにより、対象者のパフォーマンスが向上することが考えられる。

手技療法分野においても、身体知は存在しているが、現状の手技療法の指導方法として、指導者の手技療法動作は主観的な表現（e.g., 強く押す, グーツと押す, 頭方向に向かって押す）や、動作の観察を促すことにより伝達されていることが多い。主観的な表現を用いて指導する際、指導者は類似した強さの指圧の表現（e.g., 弱めに押す, 少ない刺激で押す）を理解して使い分けておらず、伝達したい動作に対応する適切なアドバイスを与えることが難しいことが考えられる。また、従来の指導方法（e.g., 主観的な表現による伝達, 動作の観察を促すことによる伝達）では、正確に伝達できない情報（e.g., 精密な力の強さ, 力の角度, 力の強弱の変化）が一定数存在しているため、学習者にとって理解が難しい場合も少なくない。学習者が指導者の意図した動作を正確に理解した場合であっても、その動作が再現できているか確認することが難しい。さらに、手技療法動作の一種である指圧動作を指示する主観的表現において、「主観と客観のずれ」の現象が生じる。海老名ら [45] の研究では、0.5kgf, 1.0kgf, 1.5kgf の3種類の指示に対する指圧動作の定量的分析を行った。まず、指圧力の目標値と現在値を提示した状態で5回連続で指圧を実施させた後、目標値と現在値を隠した状態でさらに5回連続で指圧動作を行わせた。その結果、目標値と現在値を隠した状態では一定の誤差が生じることが明らかとなった。また、「弱く」「普通の力で」「強く」という主観的な動作指示語を用いた場合、人によって加える力が異なるという課題も明らかになった。これらの観点から従来の指導方法である主観的な表現のうち、定量的指示を伴う表現（e.g., 体重3kgくらいかけて押す, 面に向かって15度くらいの角度で押す, 3~5秒かけてじっくり押す）は、その理想値と手技療法動作を実際行った手技療法を行った値と差異があることや、指導者と学習者の意図する動作が異なることが考えられる。

1.3 本研究が対象とする課題

1.1節において日本では高齢化が進行しているため、あん摩マッサージ指圧師、柔道整復師、理学療法士などの専門家の質が求められている一方で、これらの専門家の質の低下が懸念されている問題について述べた。1.2節で述べた従来の手技療法指導方法の課題として(1) 指導者が学習者に対して適切なアドバイスを与えることが難しいこと、(2) 正確に伝達できない情報が一定数存在しているため、学習者にとって理解が難しいこと、(3) 手技療法

指導で活用されている定量的指示を伴う表現においても「主観と客観のずれ」の現象が生じる可能性があること、について説明した。そこで、本研究では手技療法指導の質向上を目的とし、手技療法指導で活用されている言語表現（以下、手技療法動作指示語と記す）から、対象者が想起した手技療法動作（e.g., 力の強さ, 角度, 力の入れ方, 力の抜き方）を定量的に分析することを試みる。この分析により、以下の3点について明らかにする。

- (1) 指導者が学習者に対して任意の動作を伝達したい場合、その動作に対応する適切な手技療法動作指示語は何なのか。
- (2) 主観的な表現を用いた指導方法では、伝達できる情報と正確に伝達できない情報は何か。
- (3) 手技療法指導で活用されている定量的指示を伴う表現において、「主観と客観のずれ」の現象がどの程度生じるのか。

(1) を明らかにすることにより、指導者が学習者に対して任意の動作を伝達したい際にその動作に対応するより適切な手技療法動作指示語を選択し、指導することが可能になる。(2) を明らかにすることにより、正確に伝達できない情報を言語表現以外の手段（e.g., 感圧センサー, モーションキャプチャ）を用いて補完することで、手技療法指導の質向上に寄与できると考えられる。(3) を明らかにすることにより、定量的指示を伴う表現が手技療法指導において有用であるか確認することができる。

指圧動作とその指示語の対応関係を明らかにする研究として、1.2節で示した海老名らの研究が挙げられる。この研究では、3つの動作指示語が指圧動作に与える影響を明らかにした。しかし、触診における指圧動作を想定しているため、手技療法の指圧動作と比較した際に適用する指圧力が弱く、手技療法指導において活用することは困難である。また、動作指示語が「弱く」「普通の力で」「強く」と異なる強さの指圧を示す表現であるため、類似した強さの指圧の表現（e.g., 弱めに押す, 少ない刺激で押す）の比較が行われていない。さらに、実験で活用した表現と手技療法で活用されている表現が異なる可能性がある。

そこで、本研究では、手技療法動作を定量化する上で必要な要件（e.g., 手技療法に必要な圧力の測定範囲を計測可能である, 手技療法を実施する上で施術者の感触を損ねない）を整理し、それを満たすシステム（以下、手技療法動作定量化システムと記す）の構築を試みる。次に、手技療法指導指示語を選定した後に、構築したシステムを用いて定量化された手技療法動作と手技療法動作指示語との対応関係を明らかにすることで、身体的感覚の伝達に用いられる言語表現の特徴を定量的に分析する。

2 関連研究

本章では手技療法定量化システムに関する研究と身体的感覚の伝達に用いられる言語表現の特徴の定量的分析に関する研究2点について概説する。手技療法定量化システムに関する研究として、まずセンサに関する研究を概説する。感圧センサは、加えられる圧力によって電気抵抗が変化する接触抵抗方式、電極間に絶縁体を挟み、その絶縁体の加圧変形によって静電容量が変化する静電容量方式、圧力を加えると電荷が発生する圧電素子方式、圧力によって変化する光の強度を検知する光学方式に大別できるため、各々のセンサについて紹介する。言語表現の特徴の定量的分析に関する研究として、動作指示と客観的な動作間の関係を分析した概説する。

2.1 接触抵抗方式センサに関する研究

Yuanらは、物体の検出・識別のための27列27行計729点の圧力を検知可能な接触抵抗方式センサアレイを開発した[37]。センサアレイはポリ塩化ビニル(PVC)フィルムを用いた保護層(1層目, 7層目), アクリル接着剤を用いた接着層(2層目, 6層目), ステンレス導電糸が列方向に配置された導電層(3層目), 27本のステンレス導電糸が行方向に配置された導電層(5層目), 圧力が加わると圧縮され、接触抵抗が減少する特性があるVelostatを用いた圧力感知層(4層目)の7層から構成されている(図2.1参照)。信号処理回路は、オペアンプ, シフトレジスタ, アナログマルチプレクサ, Arduino Nanoから構成されている(図2.2参照)。Arduino Nanoを用いて、片方の導電層に配置された導電糸27本に順次電圧を印加し、もう片方の導電層に配置された導電糸27本から各センサ値を読み取ることで、各検知点の信号を取得する。これらを活用し、10種類の物体の圧力パターンを示す32264フレームの圧力画像データセットを作成した。これらの圧力画像データに対してコントラスト強調アルゴリズムを適用し、畳み込みニューラルネットワークResNet-PIを用いて10種の物体の分類するモデルの構築を行った。その結果、識別精度は0.9854を示した。

Chenらはヒトの皮膚に存在する機械的受容体を参考に3軸の力を検知できる接触抵抗方式の触覚センサを実現した[7]。皮膚には様々な機械的受容器が存在しており、各々が特定の方向からの機械的刺激を検出する役割を担っている(図2.3(a)参照)。具体的には、メルケル盤は垂直方向の圧力を感知するが、剪断力などの水平方向の力には感度が低い特性を有する。一方、ルフィニ終末は特定の水平方向の力は感知するが、その他の力は感度が低い特性を有する(図2.3(b)(c)参照)。これらの構造を参考に、3つの異なるサブセンサーで構成される3軸センサを設計した。3つのセンサは各々がx軸, y軸, z軸のいずれか一方の力を感度が高く、その他の方向の力に対しては感度が低い設計になっている。x軸とy軸の力を感知するサブセンサにはグラフェンエアゲルとポリジメチルシロキサン(PDMS)を用いたセンサ, z軸を感知するサブセンサには、金ナノ粒子でコーティングされたPDMSマイクロドームを用いたセンサを各々活用しており、これらを統合することで3軸の力を検知可能になっている。

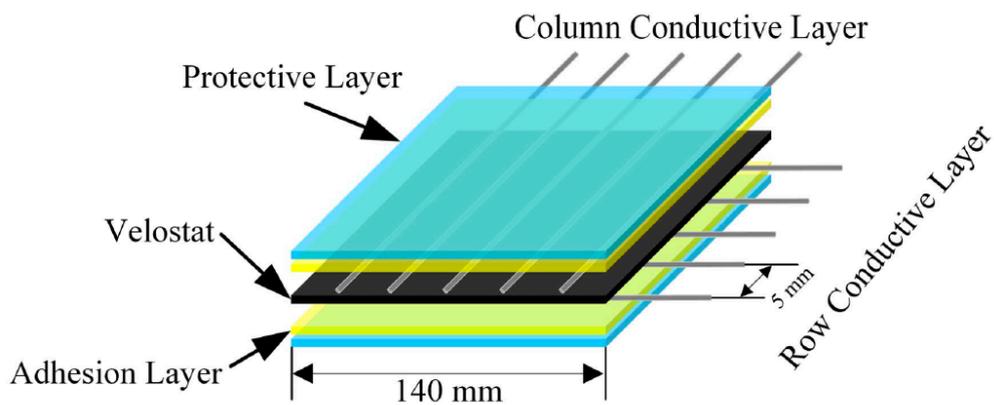


図 2.1: センサアレイの構造図，青色：保護層，黄色：接着層，銀色：導電糸，黒：velostat
(文献 [37] より引用)

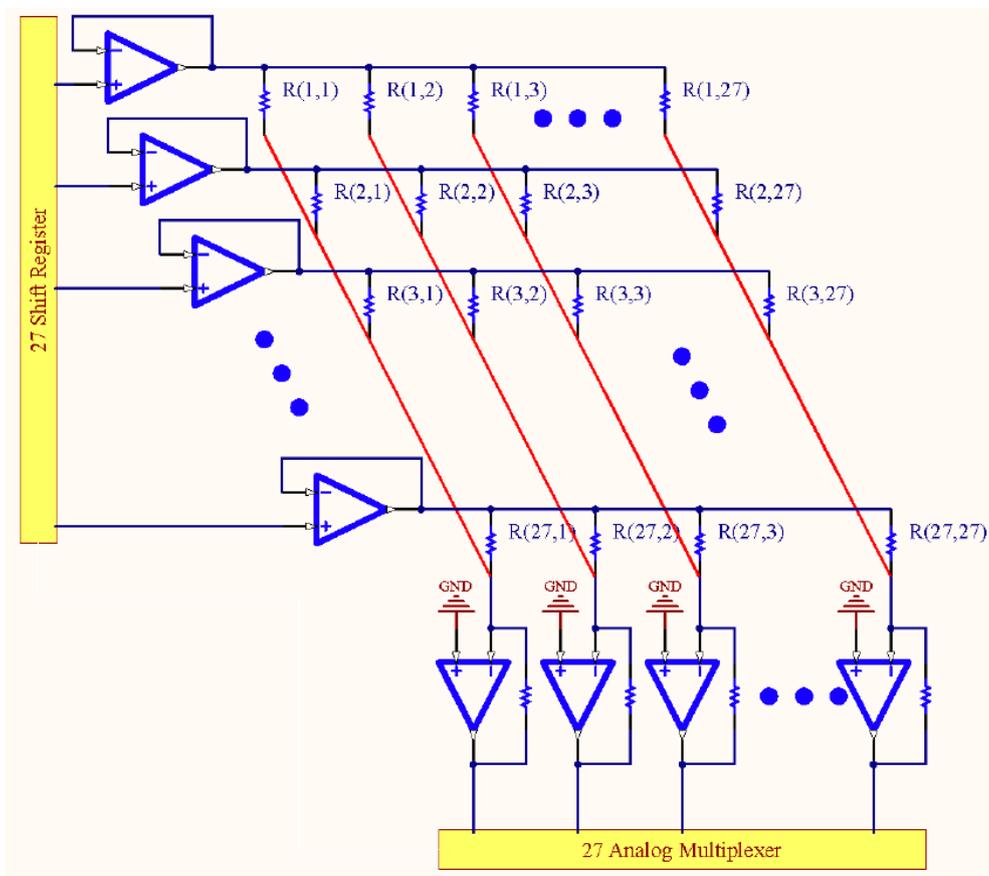


図 2.2: センサアレイの信号処理回路 (文献 [37] より引用)

2.2 その他のセンサに関する研究

Leeらはロボットが人と安全にインタラクションするために必要な触覚センサの実現を目的とし、16列16行256点の圧力を検知可能な静電容量方式の触覚センサを開発した [16]. センサの検知点は、5つのPDM層、PDM層に組み込まれた銅製の電極層、電極間の空間層、から構成されている (表2.4参照). 圧力が加わると、電極間の空間の距離が縮小され、静電容量が増加する原理になっている. 256点それぞれの静電容量をセンシングし、静電容量変化から圧力を推定している.

Liangらは3軸の力が検知可能な静電容量方式の触覚センサを実現した [17]. センサは4×4の計16個のセンサユニットから構成されている. センサユニットには、上部の電極と下部の電極層、電極間のピラミッド形状を有する誘電体層、上部と下部の電極を保護するPETが配置された保護層、突起状のPDMSが配置された接触層から構成されており、4つのコンデンサがそれぞれ形成されている (図2.5参照). これらのコンデンサは圧力が加わると、静電容量が増加する特性を持つ. センサユニットに対して垂直方向に圧力をかけた場合、4つのコンデンサは同じ静電容量変化が生じる一方で、せん断応力をかけた場合、4つのコンデンサ間で異なる静電容量変化が生じる. 多項式フィッティングを用いて、4つのコンデンサの静電容量変化から3軸の力を算出するモデルの構築を行った. 実装したセンサから取得される値と構築したモデルにより、3軸の力が検知できるシステムを実現した.

田中らは柔軟な静電容量方式の触覚センサを開発し、9つの動作 (非接触、接近、接触、撫でる、叩く、弾く、くすぐる、弱く押す、強く押す) の識別を試みた [54]. 触覚センサは導電性シリコンゴムが電極として用いられており、電極間にはシリコンゴムが配置されている. 厚さは約0.5mmとなっており、表面素材の形状や触感を損ねない程度の柔軟性を有するように設計されている. 圧力が加わると静電容量増加する仕組みであり、5×5の25点の静電容量を計測可能である. 16人の実験参加者を対象に、9つの接触動作における静電容量の時系列データをそれぞれ収集した. これらのデータを用いて、9動作を識別するLSTMモデルを構築した. その結果、平均で85.5%と高い正解率で識別可能であることが明らかになった. 撫でる、叩く、くすぐるといったセンサに直接接触する動作だけでなく、手の接近・離反においても高い精度で識別できることが示された.

Zhangらはワニの皮膚にある感覚受容器を参考に、3軸の力を検知できる圧電方式センサを開発した [39]. 図2.6のように、センサはシリコンとバリウムチタン酸 (BTO)、PVDFを混合することで生成した圧電エラストマー、半球状の下部電極 (1)、電気信号を測定するための5つの電極 (2~6)、電極を絶縁・保護するためのポリイミドから構成されている. 圧電エラストマーは外部から力が加わると、電荷が発生するゴム素材である. 垂直方向に力が加わった場合、電極1と電極2の電極間の電圧変化を測定することで、垂直方向の力の大きさを検知することができる. 水平方向に力が加わった場合、電極1と電極3から電極6までの電圧変化をそれぞれ測定することで、力の方向とその大きさを検知することができる. この特性を活かすことで、3軸の力を検知できる圧電方式センサを実現した.

Wangらは3軸の力が検知可能な光学方式フレキシブル圧力センサシートを開発した [31]. 圧力センサシートは光を供給するフレキシブル面光源、フレキシブル感圧ゴムシート、光学的情報を検出するフレキシブルイメージャーの3層を積層して構成されている (図2.7参

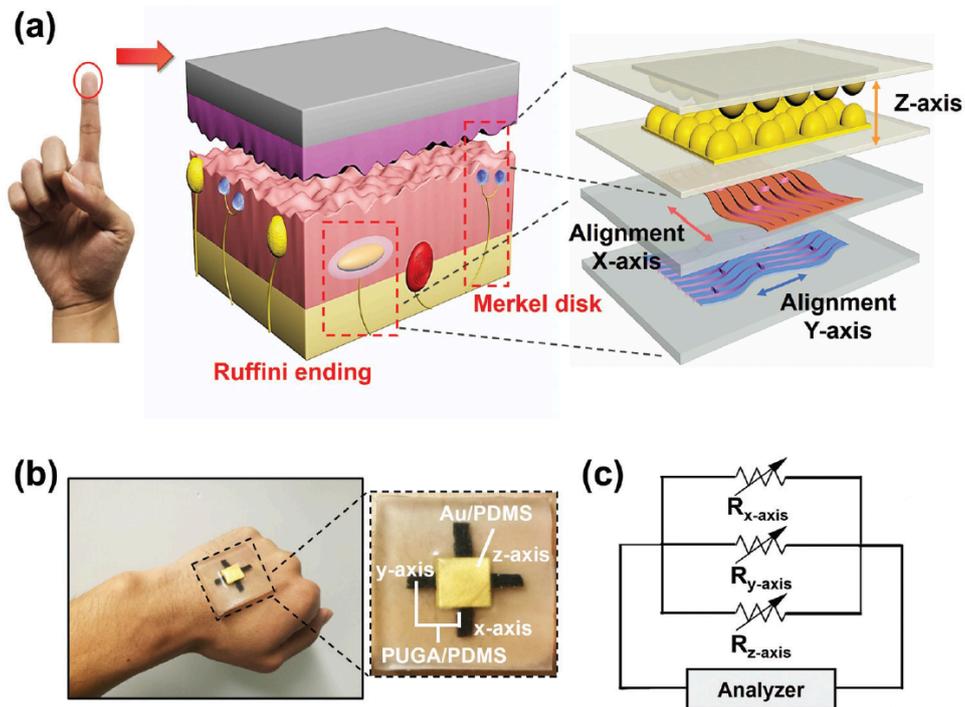


図 2.3: 皮膚を参考にしたセンサ：(a) 統合されたセンサ構成と皮膚の仕組み，(b) センサの画像，(c) 3つのセンサが並列に接続された回路図（文献 [7] より引用）

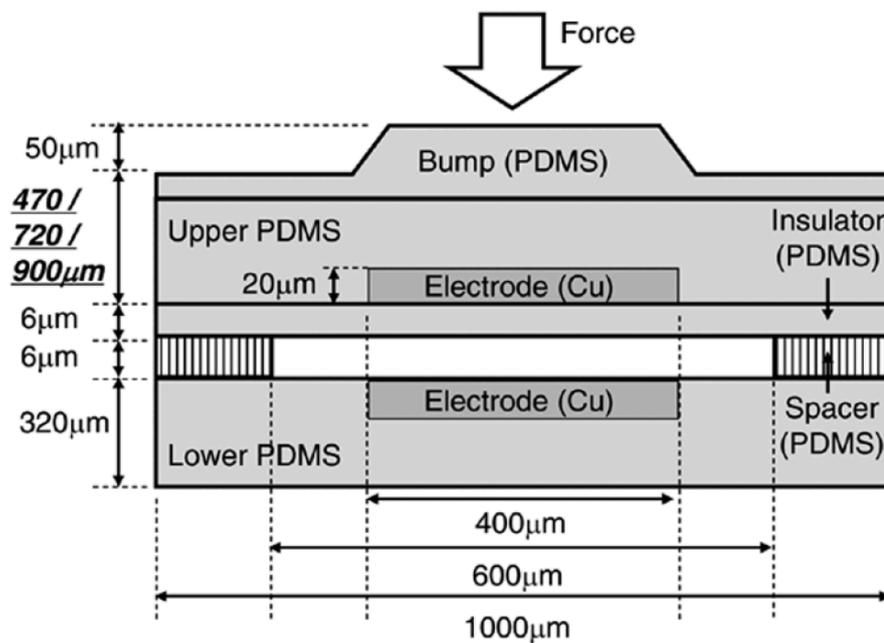


図 2.4: センサの1つの検知点の断面図とその寸法（文献 [16] より引用）

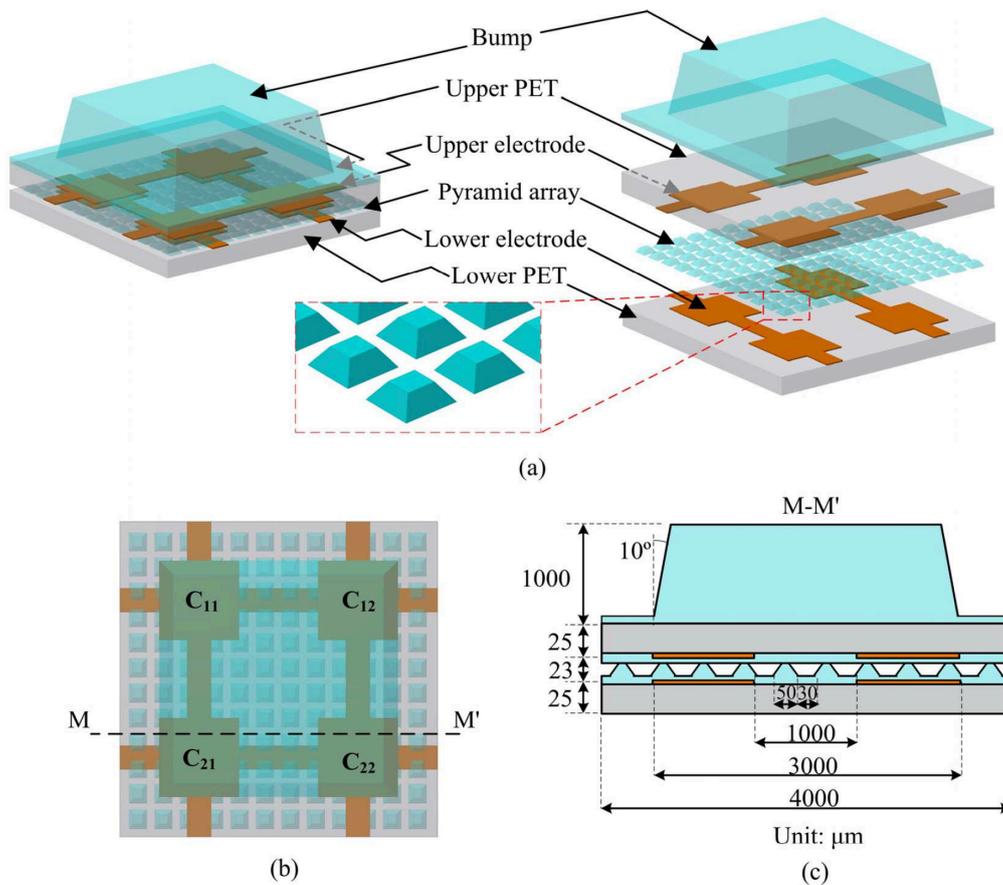


図 2.5: (a) センサユニットの概略図, (b) センサユニットの上面図, (c) センサユニットの断面図（文献 [17] より引用）

照)。フレキシブル面光源には、PDMS を光導波路として用い、その表面に酸化チタンナノ粒子を分散させた拡散層、銀を反射層として成膜することで、均一な面光源を実現している。センサは、圧力が加わると、フレキシブル感圧ゴムシートが変形し光強度分布が変化することで、この光源強度から垂直方向の圧力とせん断応力を算出している。垂直方向の圧力に対しては最小で 1kPa、最大で 360kPa までの圧力を検知可能である。また、5mm 間隔で格子状に配置した 6×8 のセンサアレイを用いることにより、垂直方向の圧力とせん断応力を同時にセンシングできることが実証された。

2.3 動作指示と客観的な動作に関する研究

海老名らは協力者が触診を代行し計測値を遠隔地の医師に伝送する形態の遠隔触診の実現を目指し、その端緒として協力者が遠隔の医師からの指示通りの強さで対象物を指圧できるかを参加者 8 名による実験を行った。3 段階の程度副詞指示下（「弱く」/「普通の力で」/「強く」）での指圧力の個人差や指示間の力の比や、目標指圧力と現在の指圧力を定量的に提示した際の誤差について検証を行った [45]。その結果、指圧には標準偏差が 0.43kgf と一定の個人差がある一方、指示間の力の比は一定であることが明らかになった。また、定

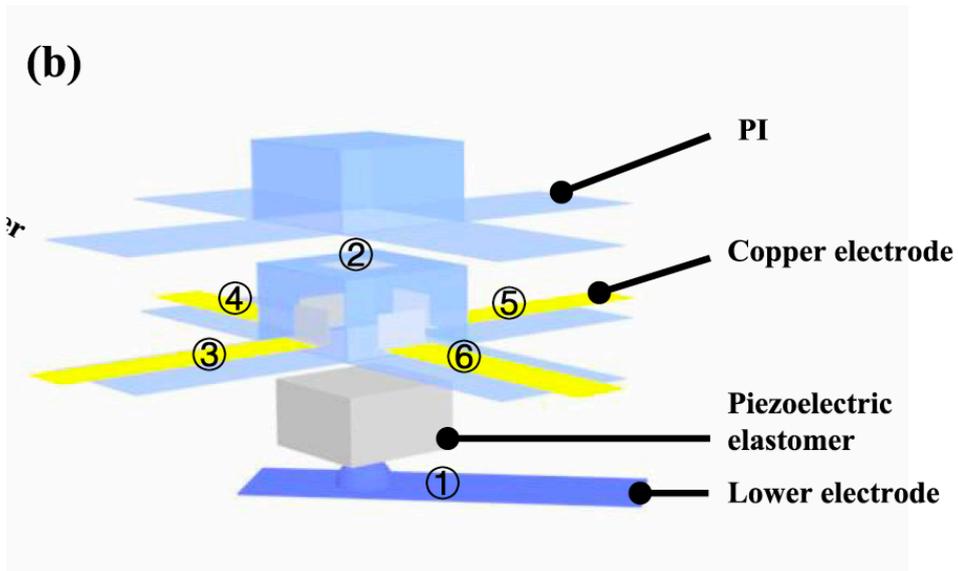


図 2.6: 圧電方式センサの構造 (文献 [39] より引用)

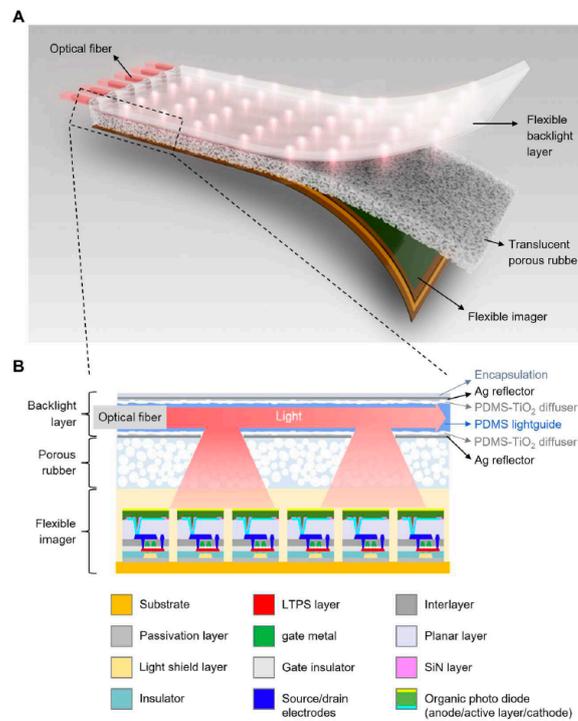


図 2.7: 光学式フレキシブル圧力センサシートの構成図 (文献 [31] より引用)

量的指示下では全ての区分で RMSPE が 10% 以下の高い精度で目標値を再現できることが明らかになった。

北尾らは、言語的な動作指示の違いが跳躍パフォーマンスに与える影響を、定量的に評価するための実験を行った [47]。動作指示語（1. 大きくジャンプ、2. 膝を深く曲げてジャンプ、3. 高くジャンプ、4. 最大限ジャンプ、5. 天井に触れるようにジャンプ）が跳躍に与える影響を Kinect を用いて分析した。その結果、ジャンプの高さは $5 > 4 > 3 > 2 > 1$ の順に高いことが明らかになった。また、5 のような天井などの身体の外部環境を目標とする指示が高いジャンプを促すことに有効であることが示された。一方で、2 のように特定の身体部位に焦点を当てた指示では、指示された部位への注意が集中することで他の部位への注意が疎かになり、動作開始のタイミングが遅れる可能性が示唆された。また、4 のような動作イメージが具体的ではない指示は動作の再現性が低いことが明らかになった。

金田らは、健常男性 8 名を対象に、平行棒を使用して立つことを伝える理学療法士の 3 つの指示（free: 対象者の任意で平行棒を使用して立つ、push: 平行棒を押して立つ、pull: 平行棒を引いて立つ）が下肢関節モーメントに与える影響を明らかにした [43]。下肢関節モーメントは 3 次元動作解析装置を用いた動作分析手法によって、膝部離床時の股関節、膝関節、足関節の各モーメントを測定した。Push の指示では、膝関節伸展モーメントが小さく、Pull の指示では膝関節伸展モーメントが大きくなる傾向が明らかになった。また、平行棒を押した場合、平行棒には上向きの反力が発生し、床反力ベクトルの鉛直成分が小さくなるため、膝関節伸展モーメントが小さくなることが示された。これらの結果から、患者が立ち上がる際に理学療法士が「平行棒を押す」ように指示を出すことは下肢関節への負担を軽減し、安定した立ち上がりを誘発できる可能性が示唆された。

身体運動中の指示における注意の向け方は内部焦点指示と外部焦点指示 2 種類に大別することができ、前者は自分の身体運動や身体の使い方への注意、後者は外部環境に対して身体運動が与える効果への注意と定義されている [33]。Zachry らはバスケットボールにおけるフリースローに着目し、内部焦点指示（フリースローのフォロースルー時に手首のスナップ動作に集中してください）と外部焦点指示（バスケットリングの後部の中心に集中してください）のどちらの指示が運動パフォーマンスに与える影響を明らかにした [38]。バスケットボール経験歴が 1 年以上の 14 名の大学生を対象に、2 つの指示下において 10 回 × 2 セット（計 20 試行）フリースローを行い、フリースローの成功率とフリースローの際の 4 つの部位（上腕二頭筋、上腕三頭筋、三角筋、橈側手根屈筋）の筋電図を記録し、パフォーマンスを評価した。その結果、外部焦点指示が内部焦点指示よりも有意に成功率が高かった。また、上腕二頭筋と上腕三頭筋では、外部焦点指示で筋電活動が有意に低下した。これらの結果から、外部焦点指示が運動をより効率的にし、不要な筋活動を減少させる可能性が示唆された。この他にも、ゴルフ [34] や垂直跳び [32]、ダーツ [19]、短距離走 [23] などの多様な分野の運動課題において、内部焦点指示より外部焦点指示の方が短期的なパフォーマンスや学習効果の向上に効果的であることが明らかとなっている。金山らは野球における投球に着目し、内部焦点指示（腕を力強く振って、球速が上がるように投げてください）と外部焦点指示（ボールをネットに強くぶつけて、球速が上がるように投げてください）のどちらの指示が長期的トレーニングにおいて有用であるか比較検証を行った [42]。未経験者の大学生 55 名を対象に、2 つの指示による非利き手での投球練習を 14 日間行い、投球速度

(km/h)を測定し、トレーニングの効果を評価した。その結果、時間の主効果が認められ、両群ともに球速が有意に向上したが、2群間に統計的な有意差はなかった。従来、短期的なトレーニングにおいては外部焦点指示が効果的とされてきたが、未習熟課題の継続的なトレーニングでは、内部焦点指示も外部焦点指示と同等の効果を持つ可能性が示唆された。

2.4 本研究の立ち位置

本研究の目的は手技療法指導の質を向上させることである。その端緒として、本研究では(1)感圧センサと機械学習を併用した手技療法動作定量化システムの実現、(2)構築したシステムを用いた手技療法動作指示語から対象者が想起した手技療法動作の定量的分析、の2点を行う。

感圧センサを活用した手技療法動作定量化システムの実現にあたり、2.1節や2.2節において、接触抵抗方式、静電容量方式、圧電方式、光学方式の圧力センサの関連研究をそれぞれ概説した。静電容量方式センサは温度依存性が低くノイズが少ないという利点を持つが[37]、ヒステリシスが大きいこと[27]や、低圧測定が適しているため[12]、手技療法に必要な測定範囲の不足が懸念される。圧電素子方式センサは、振動や一時的な圧力に対して高い感度を持ち、自己発電機能を有する。一方で、圧力を一定時間連続して加えた場合、時間経過とともに電気信号が減衰するため、手技療法に必要な持続的な圧力の測定には適していない[14]。光学方式センサは、優れた干渉耐性を持つものの、システム構成が大規模になるため[11]、手技療法の感触を損ねることが考えられる。接触抵抗方式センサは他の方式の感圧センサと比較した際に、以下のような利点がある。

- 製造コストが安価である [27].
- 信号処理回路が単純でデータ収集が容易である。 [21][27].
- 機械的耐久性が高く、持続的な圧力に対して高い感度を有する [10].
- 感度が高く、レスポンスが早い [27][30].
- 対象部位にセンサを装着して手技療法を行った際の手の感触を損ねない薄型の設計が可能である。

これらの観点から、本研究で実装するセンサは接触抵抗方式センサを採用する。接触抵抗方式センサの中でも、Yuanらが開発したセンサは複数点のセンサ値を活用することができるが、「力の角度」を検知することができない。Chenらが開発した3軸の力が検知可能なセンサは「力の角度」を測定する上では有用である。しかし、これらのセンサは手技療法を実施する際に感触を損ねることや、手技療法に必要な測定範囲の不足が懸念される。そこで、本稿では後述する3章において、手技療法動作を定量化するために必要な要件を整理し、それらを満たすシステムの構築を試みる。

手技療法動作指示語から対象者が想起した手技療法動作の定量的分析にあたり、2.3節において、動作指示とそれに基づいた客観的な身体運動に関する研究について概説した。これらの研究は触診における指圧動作やジャンプ動作を対象としており、手技療法動作に着目した研究は行われていない。そこで、本研究では、手技療法動作定量化システムによって

定量化された手技療法動作と主観的な手技療法動作指示との関係を明らかにすることを試みる。

3 手技療法動作定量化システム

提案システムは感圧センサで取得したデータから、Long Short-Term Memory (LSTM) により手技療法動作時の圧力と角度を推定する (表 3.1 参照)。本章では、手技療法動作定量化システムの必要要件を整理し、その実現までの手順を概説する。

3.1 手技療法動作定量化システムの必要要件

手技療法動作定量化システムには以下のような必要要件が挙げられる。

- 施術において必要な圧力 (0~50 N 程度) を計測できること。
- 施術において必要な角度 (対象部位に対して 0~40 程度) を計測できること。
- 対象部位にセンサを装着して手技療法を行った際の手の感触を損ねない、薄型で柔軟な設計であること。
- 持続的な圧力に対して、高い感度を有すること。
- 機械的耐久性が高いこと。

力の強さと角度の測定範囲に関しては指圧塾に通う男性 1 名へのインタビュー調査をもとに選定した。これらの要件を満たすシステムの実現を目指す。

3.2 手技療法動作定量化システム実現までの手順

本研究では薄型で柔軟性を有するセンサを実装し、センサから得られるデータを用いて、手技療法動作定量化システムの実現を目指す。手技療法動作定量化システムを実現する上で明らかにすべき点は以下の通りである。

- (1) 手技療法に必要な要件を満たす接触抵抗方式感圧センサアレイは実現可能か。
- (2) 特定の 1 点のセンサ値からヒステリシス¹を考慮した、力の強さの推定モデルを構築することは可能か。



図 3.1: 提案システムの構成要素

¹加圧時と除圧時で同じ圧力なのに異なる電気抵抗を示す現象 [51].

(3) 複数のセンサ値から力の強さと角度を推定するモデルを構築することは可能か.

- センサアレイのクロストーク²はどの程度の範囲まで影響するのか.

はじめに, 対象部位にセンサをつけて手技療法を行った際の手の感触を損ねないように設計をした, 薄型の接触抵抗方式感圧センサアレイを試作する.

次に, 特定のセンサ値1点をもとに力の強さを推定する手法において, ヒステリシスを加味したモデルを構築可能か検証する. Hopkins[14]らは, velostatを用いたセンサにおいて, 特定のセンサ値1点をもとに力の強さを推定する際に, 線形回帰モデル, 多項式回帰モデル, 指数回帰モデルを各々構築し, 精度比較を行った. その結果, 多項式回帰モデルが最も優れた性能を示した. しかし, これらの手法では時間的依存関係が考慮されておらず, ヒステリシスを加味したモデルを構築できない. そこで, 本研究では長期的依存関係の学習に優れたLSTMを採用することで, ヒステリシスを加味したモデルの構築を試みる.

最後に, 複数のセンサ値から力の強さと角度を推定するモデルを構築可能か検証する. 従来, 特定のセンサ値1点をもとに力の強さを推定する手法が一般的であるが, その測定範囲は0~20 N [25][28]に限定されている. 一方で, 本研究では, クロストークに着目し, 複数のセンサ値から圧力を推定することで測定範囲の拡大を目指す. また, 力の角度を推定するためには, 各センサ値の平均や差異を活用する必要があるため [17], 複数のセンサ値を特徴量として活用しなければならない. これらの観点から, 本稿では複数のセンサ値から力の強さと角度を推定するモデルの構築を試みる. また, クロストークの影響を活用して複数のセンサ値から圧力を推定するために, センサアレイにおけるクロストークによる影響を定量化し, その範囲を明らかにすることを試みる.

²センサアレイの任意の点に加圧した際, 加圧点以外の検知点でセンサ値が変化する現象のことを指す [15].

4 接触抵抗式感圧センサの実装

本研究では、velostat を用いた 16 行 16 列の計 256 点の圧力を検知可能なセンサアレイを実装した。本章では、センサアレイの構成や信号処理回路について説明する。

4.1 感圧素材の選定

本研究では、センサアレイの感圧材料として velostat を採用した。接触抵抗式センサの中で、近年 velostat が用いられたものが広く活用されている。velostat はポリエチレンとカーボンブラック粒子の 2 つの材料から構成されており、絶縁性の高いポリエチレンの中に導電性のカーボンブラック粒子がほぼ均一に分散されたコンポジット材料である [3]。図 4.1 のように、無加圧状態では、カーボンブラック粒子が互いに接触していないため、非常に高い電気抵抗を持つ。一方で、加圧変形されると材料の導電性は増加し、電気抵抗が減少する。また、再び減圧し無加圧にすると、カーボンブラック粒子は再び非接触状態に戻り、非常に高い電気抵抗となる。これらの圧力感応性は量子トンネリングとパーコレーション現象という大きく 2 つの主要な要因によって引き起こされる [29]。量子トンネリングとは、導電性粒子が物理的には接触していない状態でも、量子力学的な効果によって電子がこれらの粒子間を「トンネル効果」で通過できるという現象のことを指す。velostat 内のカーボンブラック粒子間には、加えられる圧力によって距離が変わる。加圧変形されると、粒子間の距離が縮まり、トンネリングが起りやすくなる。これにより素材の導電性が向上する。パーコレーション現象とは、加圧変形により導電性粒子が特定の閾値以上に密集し、粒子同士の接触面積が増加することで導電経路が形成され、素材が導電性を持つようになる現象のことを指す。これらの現象の影響により、素材の導電性が変化し、その抵抗値の変化を測定することで圧力を検知できる。また、velostat は加工の容易さや化学的・機械的耐久性、安価といった利点から、柔軟な触覚センサの素材として、ロボティクス分野やウェアラブルデバイス、ヒトと機械とのインタラクションなどで活用されている [2][4][13]。velostat の材料特性を表 4.1 に示す。

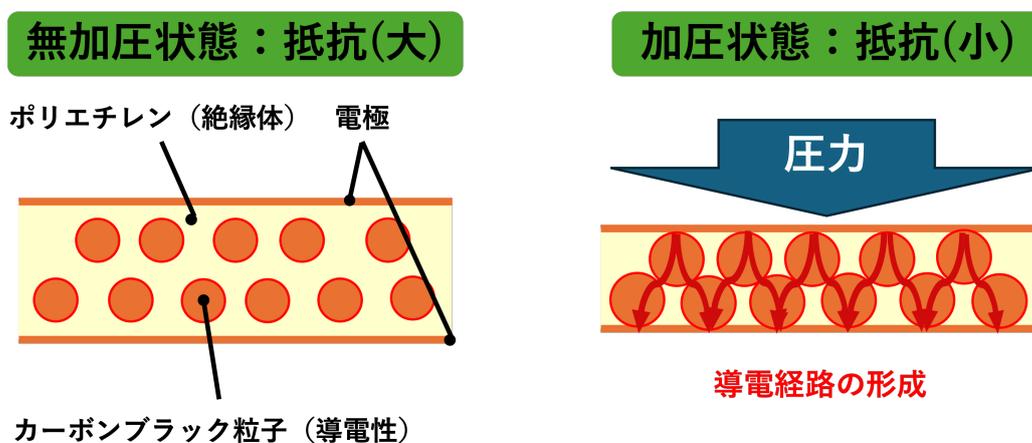


図 4.1: velostat の仕組み

表 4.1: velostat の材料特性

体積抵抗率 ($\Omega \cdot \text{cm}$)	表面抵抗率 ($\text{k} \Omega / \text{cm}^2$)	動作温度範囲 ($^{\circ}\text{C}$)	厚さ (μm)
≤ 500	≤ 31	$-45 \sim 65$	100

参加者	評価
1人目	4. 感触をあまり損ねない
2人目	4. 感触をあまり損ねない
3人目	2. 感触をやや損ねる

表 4.2: アンケート結果

4.2 接触抵抗式感圧センサの構造

本研究では 16 列 16 行の計 256 点の圧力を検知可能なセンサアレイを設計した。

本センサアレイにはマトリクス配線 [51] を採用した。マトリクス配線とは行と列の配線を交差させて配置する配線方法である。分布型触覚センサは数十～数千の圧力検出素子と電気的な接続が必要になる。N 点の計測には 2N 本、共通配線化で $N + 1$ が必要であるが、マトリクス配線を用いた場合、 $\sqrt{N} + \sqrt{N}$ まで配線を減らすことが可能である。具体的には 400 点の検出には単純配線では 401 本、マトリクス配線では $20 + 20 = 40$ 本になる。本センサアレイの設計において、電気的な接続を減らし、デバイスが煩雑化を防ぐためにマトリクス配線を採用する。

センサアレイは大きく 5 層から構成されている。図 4.2 にセンサアレイの構成図、図 4.3 にセンサアレイの断面図、図 4.4 にセンサアレイの外観を示す。第 1 層と第 5 層にはセンサアレイの保護と電気絶縁のための保護層が配置されている。保護層には高い機械強度、優れた耐熱性、電気絶縁性、耐薬品性を持つ厚さ 0.0065mm のポリイミド [18] を採用した。第 2 層には縦に並んだステンレススチールファイバー製の導電糸が 16 本、各々 5mm 間隔で配置されており、第 4 層には横に並んだ同様の導電糸が 16 本、各々 5mm 間隔で配置されている。導電糸の厚さが約 0.2mm、電気抵抗は $1.3 \Omega / \text{inch}$ である。第 3 層には縦幅 8.5cm、横幅 8.5cm、厚さ 0.1mm の velostat が配置されている。第 1 層と第 5 層を、それぞれ導電糸と velostat と接着するために、シリコン系の粘着剤を用いた。第 2 層と第 4 層に配置されている、縦並びの導電糸 16 本と横並びの導電糸 16 本は、導線を露出させたジャンパワイヤ 32 本を、熱収縮チューブで接合している。熱収縮チューブは、円柱型のポリオレフィンチューブ、その内側に配置されているホットメルト接着剤とはんだから構成されている（図 4.5 参照）。熱収縮チューブのなかにジャンパワイヤの導線の露出部と導電糸を挿入し、ヒートガンを用いて、接合部を均一に加熱することで熱収縮チューブが収縮する。その後、数秒間冷却することで接合することができる。熱収縮チューブが対象とする導線の断面積は $0.25 \sim 0.34 \text{ mm}^2$ 、AWG 規格では 26～24 である。収縮率は 2:1 であり、加熱することにより熱収縮チューブの直径の 50% まで収縮する。防水性と機械的耐久性に優れた設計になっている。

センサアレイは第 2 層の導電糸と、第 4 層の導電糸が交差する部分が検知点となっている（図 4.6 参照）。第 2 層の縦並びの導電糸 16 本と第 4 層の横並びの導電糸 16 本が各々交差す

る 256 点の圧力を検知可能である。センサアレイの位置分解能は 5mm、厚さは約 0.025mm（導電系がない部分）～0.065mm（導電系 2 本が重なり合う部分）、縦幅 8.5cm、横幅 8.5cm である。

実現したセンサアレイについて、専門家 3 名を対象にセンサアレイを腰部に装着した状態で手技療法を行うよう指示し、感触を対象部位にをつけて手技療法を行った際の手の感触を損ねないかについてのアンケートを行った。アンケートの項目は、「1. 感触を損ねる, 2. 感触をやや損ねる, 3. どちらとも言えない, 4. 感触をあまり損ねない, 5. 感触を損ねない」である。アンケートの結果、評価は表 4.2 に示すようになり、評価の平均値は 3.3 であった。

4.3 信号処理回路

信号処理回路は、4.2 節で説明したセンサアレイ、Arduino Due、2 個の 8 ビットシフトレジスタ、16 チャンネル・アナログマルチプレクサ（以下、マルチプレクサと記す）、分圧回路部、オペアンプ NJM2732D（以下、オペアンプと記す）から構成されている（図 4.7 参照）。

マルチプレクサは、複数の入力信号から 1 つの信号を選択し、Arduino Due に対して出力する役割を担っている。縦並びの導電系が付属するジャンパワイヤ 16 本が接続されており、Arduino Due のアナログピン 1 本とデジタルピン 4 本を用いて、制御している。4 本のデジタルピンにより、16 本のジャンパワイヤの中から読み取るチャンネルを指定し、指定されたチャンネルの電圧を出力することで Arduino Due のアナログピンを用いてその電圧を読み取ることができる。

分圧回路部はセンサアレイの抵抗変化を電圧変化に変換する役割を担っている。分圧回路の基準抵抗はセンサの出力電圧の範囲（最小荷重時の電圧と最大荷重時の電圧差のことを指す）やセンサの感度に影響を与えるため、適切な基準抵抗を選定する必要がある。図 4.8 に分圧回路を示し、以下に、(1) 分圧回路の最大電圧と最小電圧の算出式、(2) 出力電圧の範囲の算出式を示す。

$$V_{\min} = \frac{R_{\min} \cdot V_{CC}}{R_0 + R_{\min}} \quad \text{and} \quad V_{\max} = \frac{R_{\max} \cdot V_{CC}}{R_0 + R_{\max}} \quad (1)$$

$$\frac{V_{\max} - V_{\min}}{V_{CC}} = \frac{R_{\max} - R_{\min}}{(R_0 + R_{\max}) \cdot \left(\frac{R_0 + R_{\min}}{R_0}\right)} \quad (2)$$

ここで、 V_{\min} は最小荷重時の電圧、 V_{\max} は最大荷重時の電圧、 R_0 は基準抵抗の抵抗値、 R_{\min} は velostat の最小荷重時の抵抗値、 R_{\max} は velostat の最大荷重時の抵抗値、 R_s は velostat の抵抗値、 V_{CC} は電源電圧、 V_{CC} は出力電源のことを指す。式 (2) より、出力電圧の範囲が最大となるのは、 $R_0 = \sqrt{R_{\min} \times R_{\max}}$ の場合である。センサアレイの動作範囲における最大抵抗は約 35k Ω 、最小抵抗は 2.9k Ω であったため、基準抵抗として 10k Ω を採用した。

オペアンプはセンサアレイから得られる信号を増幅する役割を果たす。オペアンプを用いて、センサアレイの出力電圧を増幅することで Arduino Due 入力可能範囲を広く活用し、測定分解能を向上させた。図 4.9 に非反転増幅回路を示し、以下に非反転増幅回路における数式を示す。

$$V_{\text{out}} = \left(1 + \frac{R_2}{R_1}\right) \cdot V_{\text{in}} \quad (3)$$

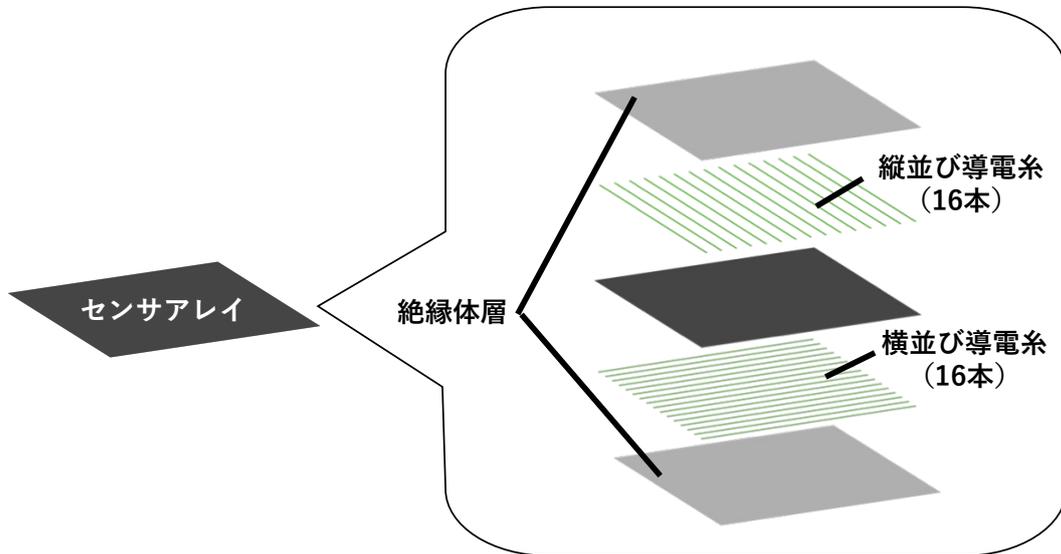


図 4.2: センサアレイの仕組み

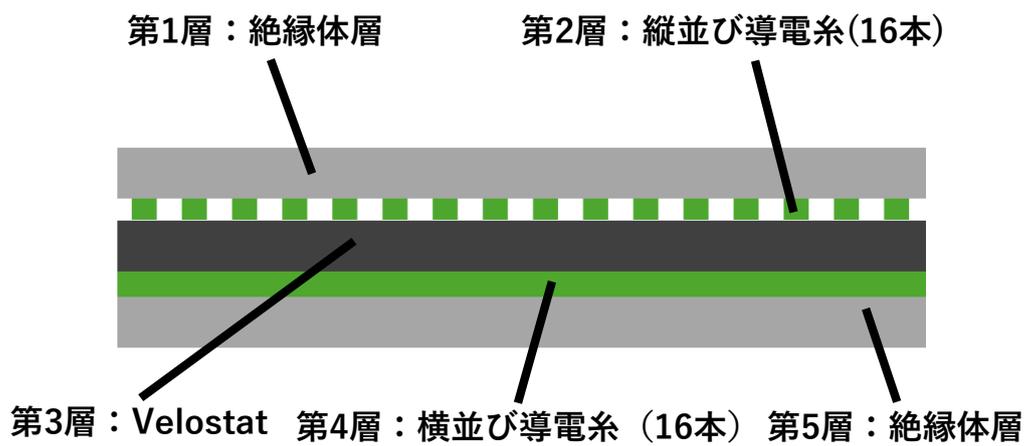


図 4.3: センサアレイの断面図

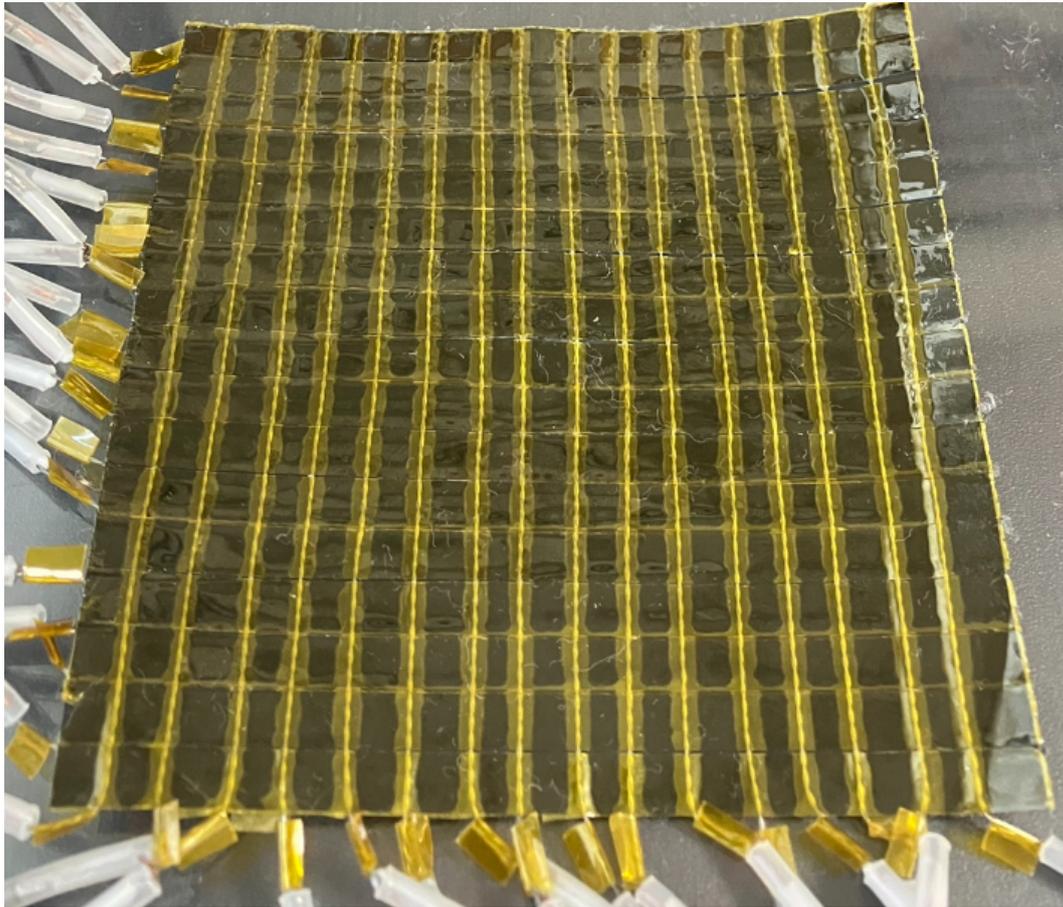


図 4.4: センサアレイの外観

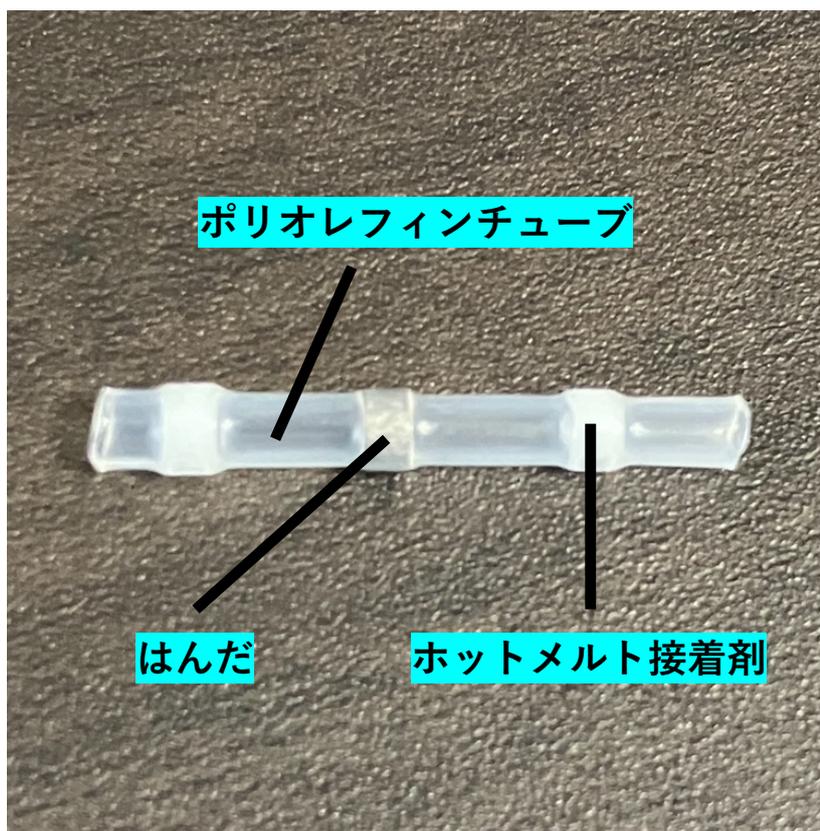


図 4.5: 熱収縮チューブ

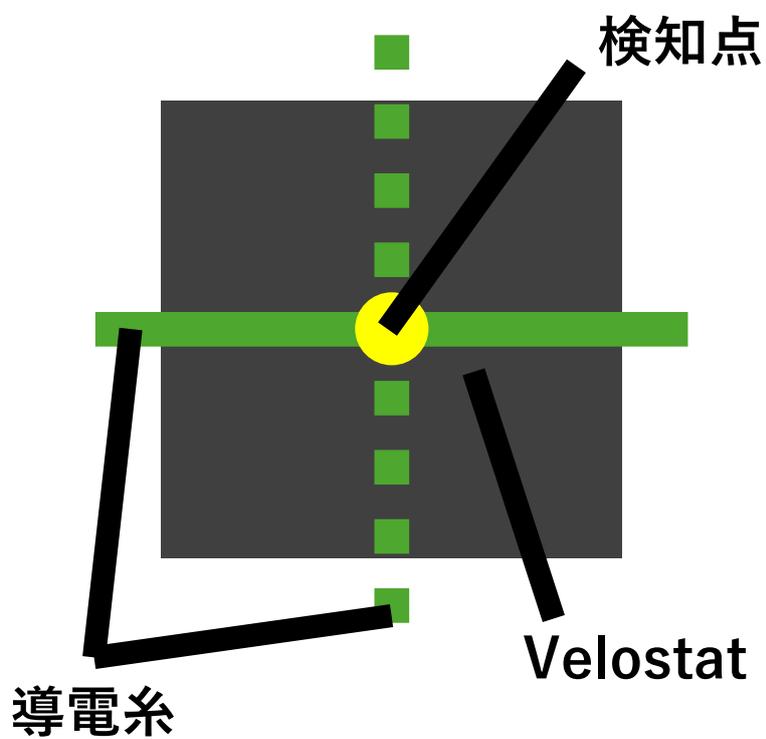


図 4.6: センサアレイの検知点

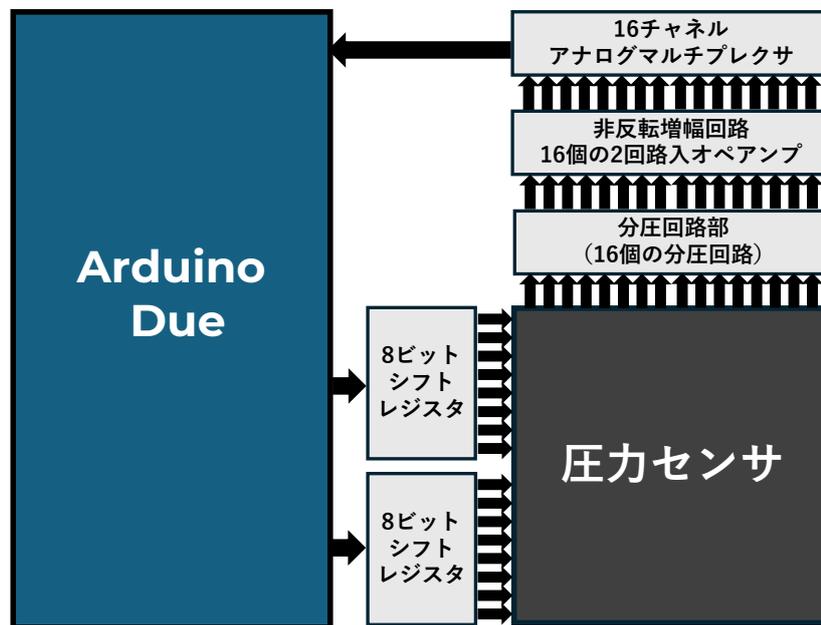


図 4.7: 信号処理回路の構成

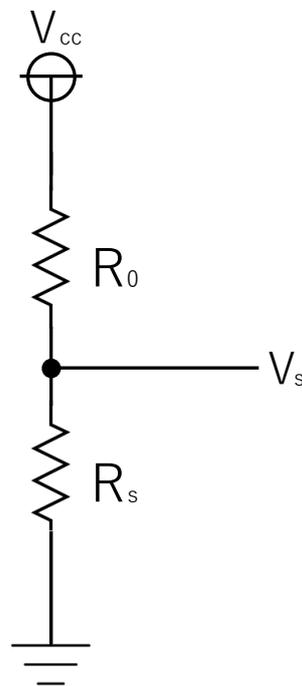


図 4.8: 分圧回路

V_{out} は出力電圧, V_{in} は入力電圧, R_1 は R_2 は電気抵抗を指す. 式 (3) より, 増幅度は $(R_2/R_1)+1$ と表すことができる. R_1 を $10k \Omega$, R_2 を $20k \Omega$ とし, 出力電圧に対して 3 倍の増幅を行う. また, オペアンプの安定した動作を実現するために $0.1\mu F$ バイパスコンデンサを回路に組み込んでいる.

Arduino Due はマルチプレクサやシフトレジスタを制御し, 電圧を計測する役割を担っている. 電圧の計測は以下の手順で行う.

- (1) 横並びの導電糸 16 本のうち 1 本をアクティブにする.
- (2) アクティブにした横並びの導電糸と縦並びの導電糸 16 本が交差する各々の検知点の電圧を順次測定する.
- (3) 縦並び導電糸 16 本の測定が完了後, アクティブにしている横並びの導電糸を非アクティブにする.
- (4) 手順 (1) ~ (3) を横並びの導電糸 16 本全てに対して行う.

これにより, 16 列 16 行の計 256 点の検知点の電圧を計測できる. Arduino Due では, 入力電圧を 4096 段階のアナログ入力 (以下, センサ値と記す) として取得することが可能である.

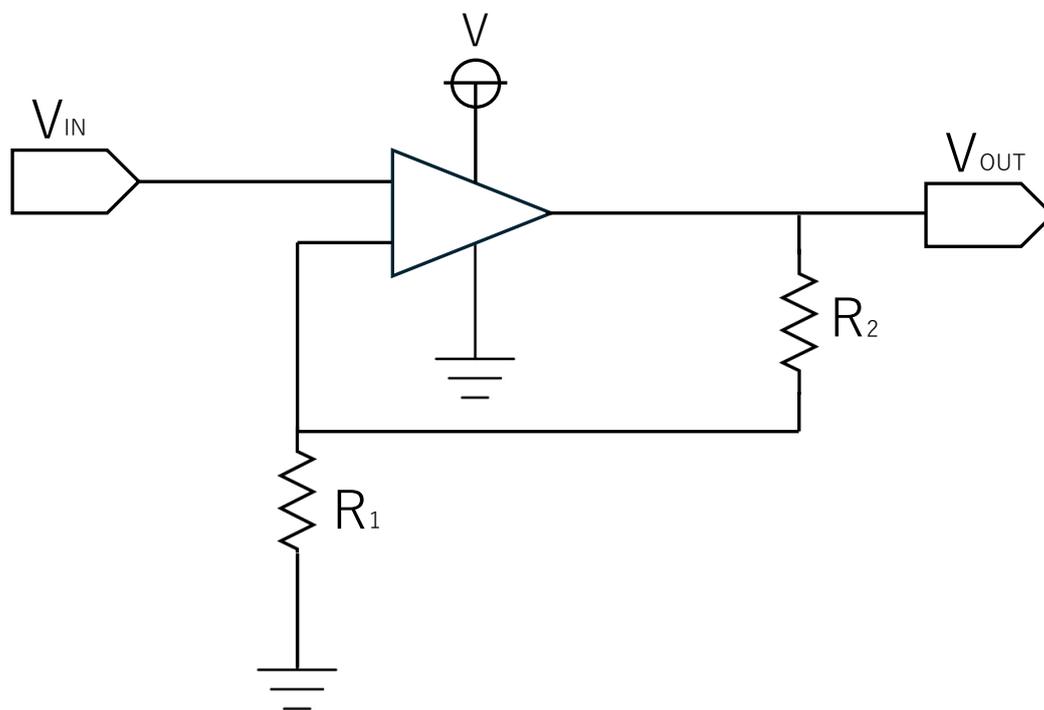


图 4.9: 非反轉增幅回路

5 1点のセンサ値から力の強さを推定するモデルの構築

本章では、特定のセンサ値1点をもとに力の強さを推定する手法において、ヒステリシスを加味したモデルを構築可能か検証し、その結果について説明する。推定手法として、接触抵抗方式センサにはヒステリシスが存在することに着目し、長期的依存関係の学習に優れたLSTMを採用した。さらに、LSTMモデルの有用性を検証するため、同様のモデルをSimple RNN（以下、RNNと記す）と先行研究を参考に多項式回帰を用いて構築し、精度比較を行った。

5.1 データセットの構築

力の強さを推定するモデルを構築するため、センサアレイの8行8列目の検知点に対して多様な強さで加圧し、それに対応する検知点の時系列センサデータを収集した。多様な強さで加圧するための環境は、図5.1のようにセンサアレイ、フォースゲージの2つの要素から構成されている。圧力の加圧には、Mxmoonfree社製のスタンド（HLB）に設置したMxmoonfree社製のフォースゲージ（HP-300）を用いた。フォースゲージは測定範囲0～300N、測定分解能0.1N、精度が±0.5%である。スタンドのハンドルを時計回りに回すことでフォースゲージを降下させ、センサアレイに任意の圧力を加えることが可能となる。フォースゲージとPCをUSBケーブルで接続し、専用ソフトウェアを用いてどれくらいの強さで加圧したかサンプリング周波数約9Hzでデータを記録できる。専用ソフトウェアのstartボタンを押すことでデータ収集を開始し、Stopボタンを押すことでデータ収集を終了する。その後、その間のフォースゲージで加えた圧力（単位：N）がデータとして保存される。センサ値はArduino Dueのシリアルポート9600に設定し、サンプリング周波数を9Hzで取得した。PCのデータ収集開始ボタンを押すことでデータ収集が開始され、データ収集終了ボタンを押すことでデータ収集を終了する。その後、センサの8行8列目の検知点のセンサ値がデータとして保存される。フォースゲージの圧力とセンサ値の同期は、専用ソフトウェアのstartボタンとPCの画面に表示されるデータ収集開始ボタン、専用ソフトウェアのstopボタンとPCの画面に表示されるデータ収集終了ボタンをそれぞれ同時に押



図 5.1: データ収集の環境

すことで行った。約 30 分間、フォースゲージに 0~50N の圧力を加え、その際の圧力データとセンサデータを収集し、圧力データを計 16459 個、センサデータを計 16300 個収集した。この際、専用ソフトウェアのサンプリング周波数は 9Hz よりやや低いため、圧力データとセンサデータに差異が生じる。センサデータ 16300 個に対して多項式回帰補完を用いて 16459 個にアップサンプリングし、センサデータと同数に揃えた。これにより、16459 タイムステップのセンサ値とそれに対応する圧力のデータを収集した。これらの手順で取得したデータを、各角度に対する割合が均一になるように学習データ 80%、検証データ 10%、テストデータ 10%に分割した。

5.2 モデルの構築

5.1 節で構築したデータセットの学習データを用いて、256 個のセンサ値から、それに対応する圧力値を推定する 3 つのモデル（多項式回帰モデル、RNN モデル、LSTM モデル）を構築した。

多項式回帰を用いて、センサ値から圧力値を推定するモデルを構築する。ハイパーパラメータの探索にはグリッドサーチを使用した。センサは非線形応答を示すため、ハイパーパラメータ範囲として、多項式の次数（2~5）とし、訓練データを用いて各々の次数のモデルを構築した（表 5.1 参照）。検証データにおける平均二乗誤差（Mean Squared Error, MSE）を基準に最適な次数を選定した。探索の結果、最適なハイパーパラメータとして、多項式の次数が 5 が選定された。

RNN モデルは、RNN 層、全結合層（Dense 層）、出力層から構成されている（表 5.2 参照）。モデルの最適なハイパーパラメータの探索には Optuna[1] を用いた。Optuna による最適化は、検証データの損失（val_loss）を最小化することを目指し、実施した。探索対象のハイパーパラメータの範囲として、隠れ層のニューロン数（1 層目：50~150、2 層目：50~150）、ドロップアウト層のドロップアウト率（0.1~0.3）、学習率（ 10^{-4} ~ 10^{-2} ）、バッチサイズ（16, 32, 64 の 3 種類）、タイムステップ数（10~20）、隠れ層の数（1 層または 2 層）を選定した。試行回数 30 回に設定し、各試行では、学習データを用いて、提案されたハイパーパラメータの組み合わせのモデルを構築し、検証データを用いて構築モデルの損失（val_loss）を算出した。学習時には MSE を損失関数として使用し、Adam オプティマイザを用いて最適化を行った。また過学習を防ぐため、早期終了（Early Stopping）を導入し、検証データの損失が 5 エポック連続で改善しない場合に学習を終了するよう設定した。ハイパーパラメータの最適化の結果、RNN 層の 1 層目のニューロン数 106、RNN 層の数は 1、

表 5.1: 多項式回帰の次数ごとの val_loss

次数	val_loss
2	0.00468
3	0.00467
4	0.00462
5	0.00450

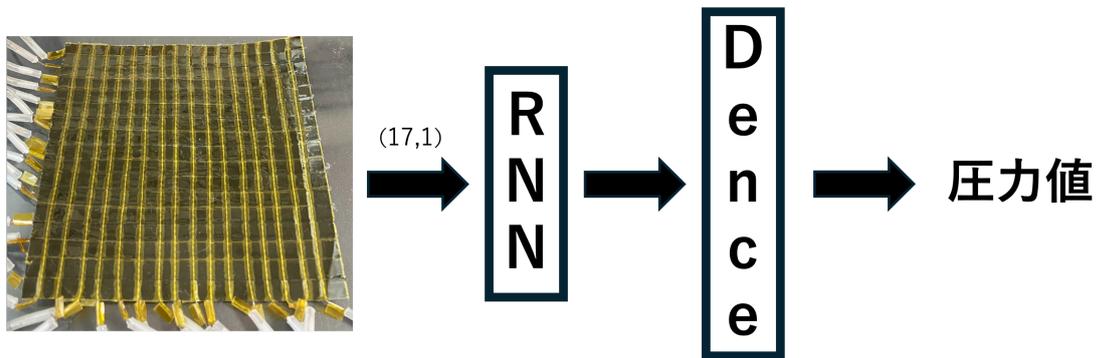


図 5.2: RNN を用いた推定モデル

表 5.2: Optuna によるハイパーパラメータ探索結果 (RNN)

試行	1層目ニューロン数	2層目ニューロン数	ドロップアウト率	学習率	バッチサイズ	タイムステップ数	val_loss
1	137	133	0.1545	3.27×10^{-4}	32	18	0.0024
2	128	57	0.1175	1.63×10^{-4}	64	11	0.0023
3	67	-	0.1350	3.46×10^{-4}	64	18	0.0023
4	73	72	0.1529	6.22×10^{-3}	32	15	0.0021
5	136	63	0.2365	7.69×10^{-4}	32	12	0.0028
6	148	132	0.2641	1.49×10^{-3}	64	10	0.0022
7	129	109	0.1955	9.99×10^{-3}	32	20	0.0032
8	68	90	0.1958	1.06×10^{-3}	32	15	0.0025
9	82	-	0.1613	5.08×10^{-3}	32	19	0.0018
10	66	130	0.1457	1.99×10^{-3}	32	10	0.0019
11	97	-	0.2257	3.73×10^{-3}	64	20	0.0019
12	50	-	0.1008	2.69×10^{-3}	32	13	0.0020
13	96	-	0.1624	2.59×10^{-3}	32	17	0.0017
14	98	-	0.1729	4.84×10^{-3}	32	17	0.0016
15	106	-	0.1783	8.70×10^{-3}	32	17	<u>0.0016</u>
16	114	-	0.2965	9.99×10^{-3}	32	16	0.0025
17	110	-	0.1817	5.11×10^{-3}	32	14	0.0017
18	112	-	0.2264	6.49×10^{-3}	32	17	0.0017
19	84	-	0.1786	5.64×10^{-4}	64	16	0.0024
20	89	-	0.2184	3.33×10^{-3}	32	18	0.0019
21	105	-	0.1252	1.41×10^{-3}	32	16	0.0018
22	98	-	0.1740	2.36×10^{-3}	32	17	0.0016
23	118	-	0.1801	4.16×10^{-3}	32	17	0.0017
24	101	-	0.2047	8.13×10^{-3}	32	19	0.0024
25	92	-	0.1705	2.24×10^{-3}	32	14	0.0020
26	106	-	0.2500	6.63×10^{-3}	32	17	0.0017
27	122	-	0.2070	3.68×10^{-3}	64	19	0.0021
28	83	-	0.1899	1.12×10^{-4}	32	16	0.0022
29	102	-	0.1695	1.72×10^{-3}	32	18	0.0018
30	120	-	0.1448	1.09×10^{-3}	32	14	0.0019

ドロップアウト率 0.18, 学習率 0.0087, バッチサイズ 32, タイムステップ数 17 の組み合わせが選定された (表 5.2 参照)。その後, 学習データを用いて最適化したハイパーパラメータの組み合わせでモデルの再構築を行い, テストデータを用いてモデルの評価を行った。各タイムステップにおけるセンサ値の入力数を 1 とし, 17 ステップ分の 1 個のセンサ値 (17,1) を時系列データとして入力した。

LSTM モデルは LSTM 層, 全結合層 (Dense 層), 出力層から構成されている (表 5.3 参照)。モデルの最適なハイパーパラメータの探索には Optuna を使い, RNN モデルと同様の手順で探索を行った。ハイパーパラメータの最適化の結果, LSTM 層の 1 層目のニューロン数 102, LSTM 層の 2 層目のニューロン数 124, LSTM 層の数:2, ドロップアウト率 0.174, 学習率 0.0042, バッチサイズ 32, タイムステップ数 15 の組み合わせが選定された (表 5.3 参照)。その後, 学習データを用いて最適化したハイパーパラメータの組み合わせでモデルの再構築し, テストデータを用いてモデルの評価を行った。各タイムステップにおけるセンサ値の入力数を 1 とし, 15 ステップ分のセンサ値 (15,1) を時系列データとして入力した。

5.3 結果

構築した RNN モデルと LSTM モデルの学習曲線を図 5.4 に示す。このグラフは, 青色の線が学習データ, 緑色の線が検証データの損失を表している。テストデータを用いたモデルの性能評価には, val_loss が最も小さかったモデル (RNN モデルは 5 エポック目, LSTM モデルは 15 エポック目) を使用し, 評価指標として圧力値と x 軸角度, y 軸角度の各々の平均二乗誤差 (MSE) と決定係数 (R^2 スコア) を用いた。評価指標を算出した結果を表 5.4 に示す。多項式回帰モデルは MSE が 59.92, R^2 スコアが 0.786, RNN モデルは MSE が 21.12, R^2 スコアが 0.868, LSTM モデルは MSE が 20.78, R^2 スコアが 0.870 となった。多項式回帰モデル, RNN モデル, LSTM モデルの圧力範囲を変化させた際の各々の平均二乗誤差 (MSE) を表 5.5 に示す。

5.4 考察

接触抵抗方式センサにはヒステリシスが存在するため, 長期的依存関係の学習に優れた LSTM を用いて, 特定のセンサ値 1 点から力の強さを推定するモデルを構築した。さらに, LSTM モデルの有用性を検証するため, 同様のモデルを多項式回帰と RNN を用いて構築

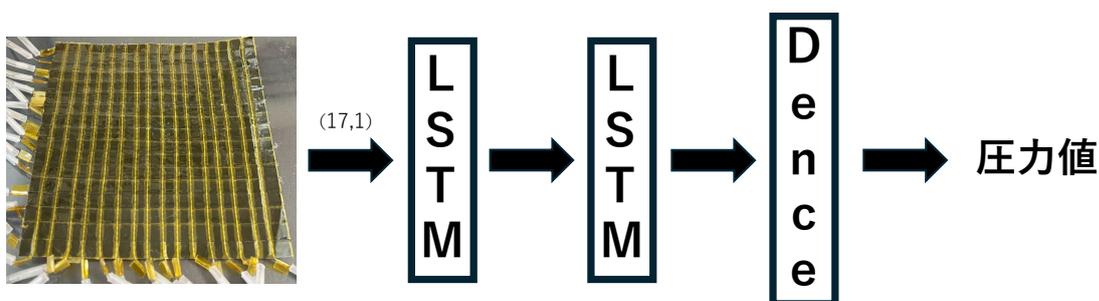


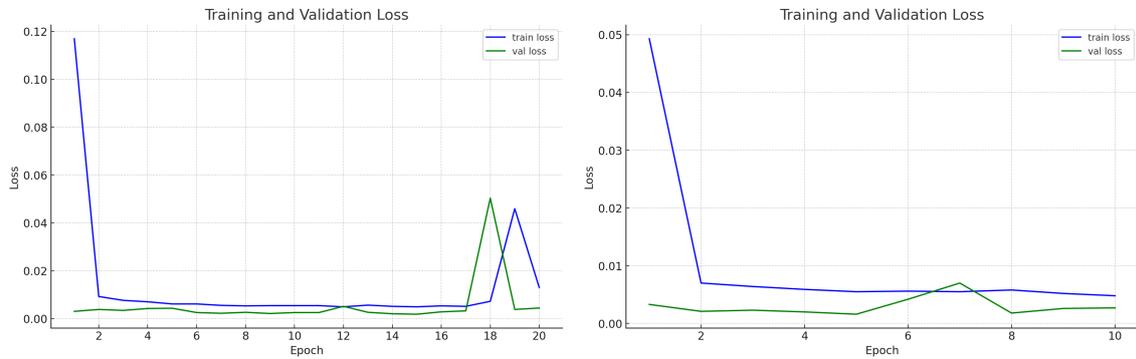
図 5.3: LSTM を用いた推定モデル

表 5.3: Optuna によるハイパーパラメータ探索結果 (LSTM)

試行	1層目ニューロン数	2層目ニューロン数	ドロップアウト率	学習率	バッチサイズ	タイムステップ数	val_loss
1	134	72	0.176	3.86×10^{-4}	32	18	0.00198
2	70	120	0.187	1.81×10^{-4}	64	10	0.00217
3	70	101	0.202	9.69×10^{-4}	64	18	0.00271
4	85	94	0.123	7.13×10^{-4}	64	17	0.00190
5	116	101	0.247	1.47×10^{-4}	64	10	0.00186
6	117	114	0.296	1.41×10^{-3}	64	20	0.00175
7	120	106	0.285	1.24×10^{-4}	32	18	0.00210
8	70	76	0.107	3.71×10^{-4}	64	18	0.00207
9	109	57	0.188	3.29×10^{-4}	64	14	0.00215
10	77	85	0.137	3.65×10^{-4}	32	10	0.00190
11	148	145	0.298	4.91×10^{-3}	32	14	0.00182
12	150	142	0.283	5.32×10^{-3}	32	13	0.00172
13	149	149	0.257	3.99×10^{-3}	32	20	0.00176
14	96	130	0.258	1.87×10^{-3}	32	12	0.00180
15	53	128	0.225	2.17×10^{-3}	64	15	0.00199
16	131	116	0.279	8.69×10^{-3}	32	12	0.00210
17	134	137	0.228	1.88×10^{-3}	32	20	0.00172
18	137	141	0.219	3.56×10^{-3}	32	12	0.00171
19	141	138	0.154	9.78×10^{-3}	32	12	0.00158
20	138	129	0.155	9.20×10^{-3}	32	11	0.00164
21	100	129	0.159	9.17×10^{-3}	32	11	0.00161
22	105	127	0.160	9.62×10^{-3}	32	11	0.00176
23	97	135	0.153	6.28×10^{-3}	32	11	0.00170
24	125	121	0.147	2.98×10^{-3}	32	13	0.00189
25	87	150	0.166	7.66×10^{-3}	32	11	0.00168
26	109	110	0.133	9.81×10^{-3}	32	13	0.00162
27	110	112	0.127	6.04×10^{-3}	32	15	0.00203
28	90	92	0.110	3.03×10^{-3}	32	13	0.00177
29	126	109	0.136	6.55×10^{-3}	32	14	0.00173
30	102	124	0.174	4.20×10^{-3}	32	15	0.00155

し、精度比較を行ったところ、各々の MSE と R^2 スコアにおいて、LSTM がより良い精度を示した。これにより、ヒステリシスの存在する接触抵抗方式センサの圧力や角度の推定において、LSTM を用いることで推定精度が高くなる可能性が示唆された。

圧力の推定において、圧力の増加に伴い、MSE が大きくなっている（表 5.5 参照）。この原因として、velostat の材料特性による非線形応答が影響していると考えられる。velostat は、加圧に伴うセンサ値の変化を検出する仕組みであるが、その抵抗変化は圧力に対して非線形であり、高圧時には抵抗値が飽和状態に近づく。そのため、高圧時にはセンサ値の変化が小さくなったため、精度が低下したと考えられる。



(a) RNN の学習曲線

(b) LSTM の学習曲線

図 5.4: RNN と LSTM の学習曲線

表 5.4: モデルの評価

	多項式回帰	RNN	LSTM
MSE	59.92	21.12	20.78
R² スコア	0.786	0.868	0.870

表 5.5: 圧力範囲を変化させたことによる各々の平均二乗誤差 (MSE)

圧力範囲 (N)	多項式回帰	RNN	LSTM
0 ~ 0	1.38	0.74	0.22
0 ~ 10	12.14	2.36	2.77
10 ~ 20	39.04	20.97	14.31
20 ~ 30	80.66	27.12	19.64
30 ~ 40	35.91	41.68	50.78
40 ~ 50	171.72	224.13	257.61

6 複数のセンサ値から強さと角度を推定するモデル構築

本章では試作したセンサアレイから取得したデータを用いて、力の強さと角度を推定するモデルの構築について説明する。まず、センサアレイにおけるクロストークによる影響を定量化し、その範囲を明らかにした後、その影響を活用して複数のセンサ値から圧力を推定するモデルを構築した。推定手法には、接触抵抗方式センサにおいて生じるヒステリシスに着目し、長期的依存関係の学習に優れた LSTM を採用した。さらに、LSTM モデルの有用性を検証するため、同様のモデルを Simple RNN（以下、RNN と記す）を用いて構築し、その精度を比較した。

6.1 クロストークの定量化

クロストークによる影響を活用して複数のセンサ値から圧力を推定するにあたり、センサアレイにおけるクロストークの影響を定量化し、その範囲を明らかにすることを試みる。

6.1.1 クロストーク

velostat を用いた圧力センサにはクロストーク現象が生じるという課題がある。クロストークとはセンサにおいて、隣接する検知点間で信号が干渉し合う現象のことを指す。実際には圧力の加わっていない検知点で電気信号が発生するため、正確なデータ取得が困難になる問題が生じる。この現象は、センサの機械的および電気的な要因によって引き起こされる。

機械的クロストークとはセンサの検知点同士が物理的に近接して配置されているため、圧力が特定の検知点に加えられると、その圧力が隣接する検知点にも伝わる現象のことを指す [8][35]。この現象は、velostat が柔軟な素材であるため、圧力が隣接の検知点にも拡散してしまうことが原因で生じる。

電氣的クロストークとは、電気回路内で電流が本来流れるべきではない経路に流れる現象のことを指し、信号の認識精度 [5][9][29] の低下や誤信号 [20] を引き起こす。この現象が生じる原因は大きく 2 つある [37]。1 つ目は、Velostat の表面抵抗率の性質に起因するものである。Velostat の表面抵抗率は $31\text{k}\Omega/\text{cm}^2$ 以下であり、表面抵抗が完全に絶縁されていないため、隣の検知点にも電流が漏れる。これにより圧力の加わっていない検知点にも電気信号が生じる。この表面抵抗による電氣的クロストークが影響を与える誤差は比較的小さい [37]。2 つ目は、最も抵抗の小さい経路を流れる性質に起因するものである。電流は抵抗の少ない経路を選択し流れる特性を持つ。そのため、隣接の検知点までにより小さな抵抗の経路があれば、電流はその経路を流れる。これにより、隣接する検知点にも電流が流れ、並列接続されているような状態を引き起こすため、正確なデータ取得を難しくしている。

6.1.2 クロストークの影響範囲の検証

本来、クロストークが存在しない場合、センサアレイの任意の検知点に加圧した際、加圧点以外の検知点ではセンサ値は変化しない [15]。一方、クロストークが存在する場合、加圧点以外の検知点でもセンサ値に変化が生じる。本研究では以下の手順でクロストークによる影響とその範囲を検証した。

- (1) 無加圧状態と、センサアレイの中心4点（8行8列目，8行9列目，9行8列目，9行9列目の検知点）を50 Nで加圧した状態（加圧状態），各々の状態においてセンサアレイ全体（256検知点）のセンサ値を100セット記録した．加圧には，Mxmoonfree社製のスタンド（HLB）に設置したMxmoonfree社製のフォースゲージ（HP-300）を用いた．
- (2) 無加圧状態（0 N）および加圧状態（50 N）における252検知点に対して，センサ値100セットの平均値を各々算出した．
- (3) 加圧状態において加圧点以外の検知点でセンサ値が変化しているか検証するため，無加圧状態のセンサ値の平均を基準とし，加圧状態のセンサ値の平均の変化比率を各検知点ごとに算出した．

$$R_{i,j} = \frac{V_{i,j}(p)}{V_{i,j}(up)}$$

ここで， p は加圧状態， up は無加圧状態， $R_{i,j}$ は検知点 i,j におけるセンサ値の変化比率， $V_{i,j}(p)$ は加圧時の検知点 i,j におけるセンサ値， $V_{i,j}(up)$ は無加圧時の検知点 i,j におけるセンサ値を示す．

- (4) 無加圧状態と加圧状態の252点（256点の検知点のうち加圧した4点を除く検知点）におけるセンサ値間で有意な差があるか検証を行うため，無加圧状態と加圧状態のセンサ値100セットに対して，対応のある t 検定（両側検定）を行った．検定における帰無仮説は無加圧状態と加圧状態で，252点のセンサ値に有意な差はないことを指し，対立仮説は無加圧状態と加圧状態で，252点のセンサ値に増加・減少のいずれかに有意な差があることを指す．

6.1.3 結果

加圧状態において加圧点以外の検知点でセンサ値が変化しているか検証するために，各検知点ごとに変化比率を算出した．変化比率を図6.1に示し，ヒートマップとして可視化した結果を図6.2に示す．ヒートマップは変化比率が大きいほど赤く表示され，小さいほど白く表示される．また，加圧された検知点を除く252点のセンサ値が加圧によって有意に変化するかを検証するため，無加圧状態と加圧状態の252点のセンサ値（100セット）に対して，各検知点对応のある t 検定（両側検定）を行った． t 検定の可視化図を図6.3に示す．この可視化図では，有意な差（ $p < 0.05$ ）が認められた部分が赤色に示し，有意差が認められなかった部分が白色に示している．特定の検知点（1行4列目，4行4列目，5行2列目，5行15列目，8行13列目，9行1列目，11行3列目，13行14列目，14行16列目，16行3列目）では，無加圧状態と加圧状態において，センサ値に有意な差（ $p < 0.05$ ）は認められなかった．それ以外の検知点では，無加圧状態と加圧状態において，センサ値に有意な差（ $p < 0.05$ ）が認められた．

6.1.4 考察

6.1.3節で示した t 検定の結果から，クロストークの影響により，ほとんどの検知点においてセンサ値が無加圧状態と加圧状態で有意な差を示し，変化していることが明らかとなった．また，加圧した部分に隣接した検知点（7行8列目，7行9列目，8行7列目，8行10列

1	1.060	1.050	1.010	1.000	0.990	1.000	0.690	0.590	0.500	0.640	0.950	0.970	1.040	1.080	1.030	0.990
2	1.010	1.030	1.030	1.000	0.980	0.980	0.640	0.630	0.410	0.580	0.880	0.900	0.930	0.930	0.970	0.950
3	1.040	1.030	1.030	1.020	1.010	0.970	0.670	0.830	0.660	0.760	0.970	0.950	0.970	0.920	1.000	0.960
4	1.020	1.010	0.990	1.000	0.990	0.970	0.660	0.690	0.420	0.580	0.980	0.960	0.930	0.960	1.020	0.980
5	1.020	1.000	1.010	0.990	0.960	0.970	0.630	0.790	0.560	0.590	0.760	0.870	0.870	0.940	1.000	1.010
6	1.010	0.960	0.980	0.980	0.920	0.960	0.640	0.750	0.670	0.650	0.730	0.900	0.870	0.890	0.950	1.010
7	0.980	0.920	0.960	0.980	0.970	0.980	1.010	1.200	1.580	1.120	0.940	0.990	0.970	0.940	0.940	0.990
8	1.010	0.940	0.990	1.000	1.000	1.000	2.010	加圧		2.610	1.160	1.220	1.000	0.990	1.000	1.090
9	1.000	0.930	0.970	0.940	0.990	1.020	1.870	加圧		2.580	1.150	1.170	1.020	0.950	0.970	1.110
10	1.010	0.950	1.010	0.990	1.010	1.020	1.800	2.410	1.870	1.500	0.910	0.990	0.980	0.980	1.000	1.050
11	1.010	0.970	1.000	0.960	0.890	0.990	0.730	0.850	0.680	0.560	0.670	0.870	0.970	0.980	0.980	1.070
12	0.970	0.970	0.960	0.950	0.870	0.980	0.680	0.980	0.920	0.770	0.980	0.980	0.970	1.010	0.970	1.070
13	0.950	0.980	0.970	1.020	0.950	0.980	0.760	0.900	0.710	0.540	0.880	0.940	0.960	1.000	0.960	1.010
14	0.950	1.010	0.970	1.010	0.950	0.970	0.730	0.790	0.460	0.500	0.970	1.030	1.060	1.060	1.020	1.000
15	0.980	1.010	0.970	1.030	0.960	0.970	0.700	0.980	0.850	0.670	0.910	0.980	0.940	0.990	1.000	0.970
16	0.980	1.040	1.000	1.010	0.950	0.980	0.670	0.590	0.490	0.520	0.910	0.870	0.880	0.960	1.000	0.990
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16

図 6.1: 各検知点のセンサ値の変化比率

目、9行7列目、9行10列目、10行8列目、10行9列目）のセンサ値が大きくなっており、物理的クロストークの影響をより強く受け、抵抗値が低くなっていることが考えられる（図 6.2 参照）。

加圧点とそれに隣接した検知点と同じ列（7列目、8列目、9列目、10列目）の多くの検知点において、センサ値が大幅に小さくなっている現象が確認された（図 6.2 参照）。この原因として、電流が最も抵抗の小さい経路を流れる性質に起因する電氣的クロストークが考えられる。加圧点とそれに隣接する検知点の電気抵抗が低くなり、それらの検知点に電気信号が集中するため、同じ列の検知点の電気信号が大幅に減衰していることが考えられる。

6.2 モデルの構築

複数のセンサ値から圧力を推定するモデルを構築した。推定手法には、接触抵抗方式センサにヒステリシスが存在することに着目し、長期的依存関係の学習に優れた LSTM を採用した。さらに、LSTM モデルの有用性を検証するため、同様のモデルを Simple RNN（以下、RNN と記す）を用いて構築し、精度比較を行った。

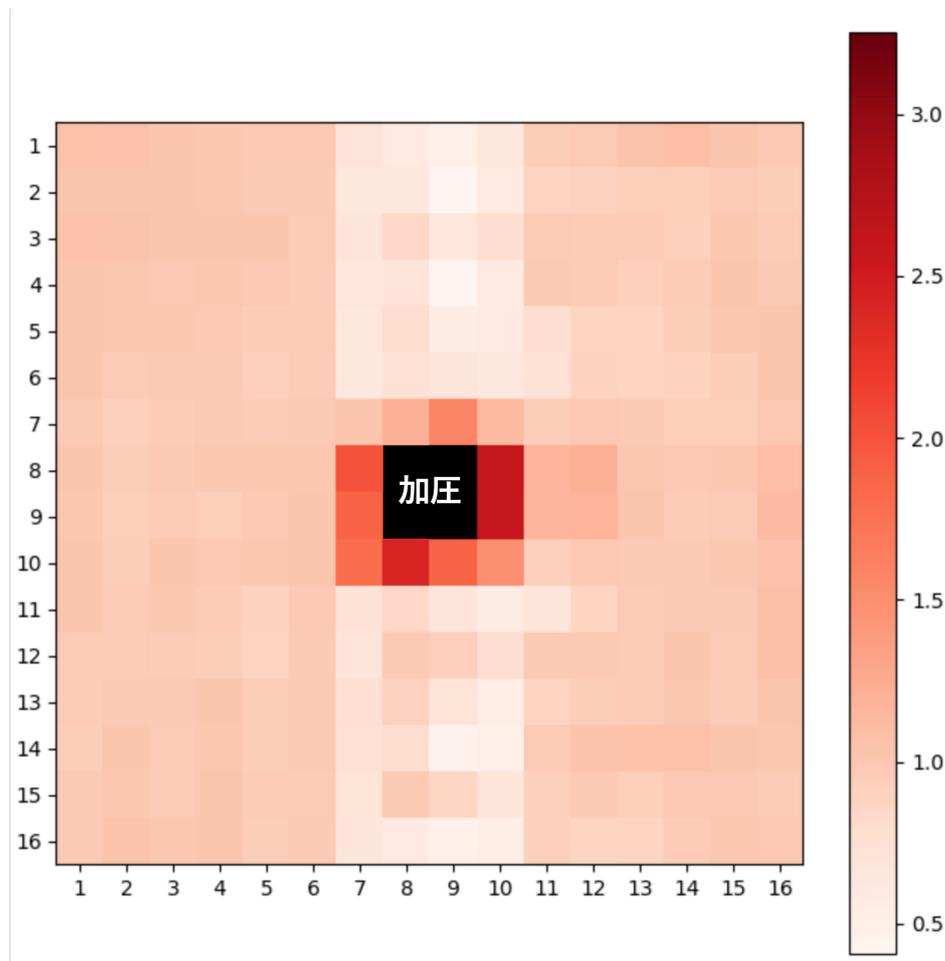


図 6.2: 各検知点のセンサ値の変化の可視化図

6.2.1 データセットの構築

力の強さと角度を推定するモデルを構築するため、センサアレイの中心に対して多様な強さと角度で加圧することで 256 点の時系列センサデータを収集した。多様な強さと角度で加圧するための環境は、図 6.4 のように傾斜台、センサアレイ、フォースゲージの大きく 3 つの要素から構成されている。傾斜台 4 種類 (10°, 20°, 30°, 40°) は角度をつけるために使用した。傾斜台の上にセンサアレイを配置し、センサアレイの向きを 4 方向に変えることで、計 17 種類の角度 (傾斜台なしの 0 に加えて、10°, 20°, 30°, 40° の各角度に対して 4 方向) を設定した。圧力の加圧には、Mxmoonfree 社製のスタンド (HLB) に設置した Mxmoonfree 社製のフォースゲージ (HP-300) を用いた。スタンドのハンドルを時計回りに回すことでフォースゲージを降下させ、センサアレイに任意の圧力を加えることが可能となる。各 17 種類の角度に対して、0~50 N の範囲の圧力を約 6 分間かけ続け、センサ値と圧力値を 5.1 節と同様の手順で収集し、データ整形を行った。その結果、計 58587 タイムステップのセンサデータを取得した。加圧の際は、フォースゲージの加圧部に超軟質ウレタン樹脂を接着することで、センサアレイを保護し、人肌に近い柔らかさを再現した。取得したセンサデータに対して、それに対応する圧力値 (0~50 N 程度) と、法線力を 0° とした場合の x 軸角度 (-40~40°), y 軸角度 (-40~40°) のラベル付けを行った。これらの手順

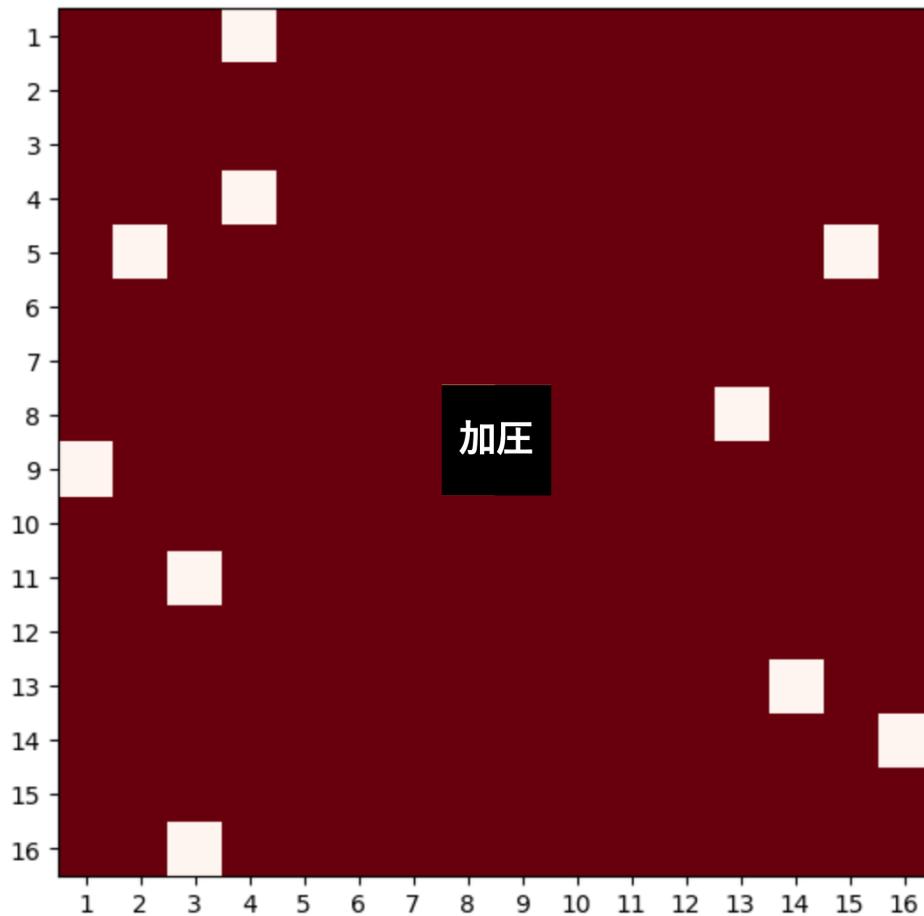


図 6.3: 無加圧状態と加圧状態の t 検定（両側検定）の結果

で取得したデータを、各角度に対する割合が均一になるよう学習データ 80%、検証データ 10%、テストデータ 10%に分割した。

6.2.2 RNN モデルの構築

6.2.1 節で構築したデータセットの学習データを用いて、256 個のセンサ値から、それに対応する圧力値、x 軸角度、y 軸角度を推定するモデルを構築した（図 6.5 参照）。本モデルは RNN 層、全結合層（Dense 層）、出力層から構成されている。

モデルの最適なハイパーパラメータの探索には Optuna[1] を用いた。Optuna による最適化は、検証データの損失（val_loss）を最小化することを目指し、実施した。探索対象のハイパーパラメータの範囲として、SimpleRNN 層のニューロン数（1 層目：50～150，2 層目：50～150），ドロップアウト層のドロップアウト率（0.1～0.3%），学習率（ 10^{-4} ～ 10^{-2} ），バッチサイズ（16，32，64 の 3 種類），タイムステップ数（10～20），RNN 層の数（1 層または 2 層）を選定した。試行回数 30 回に設定し、各試行では、学習データを用いて、提案されたハイパーパラメータの組み合わせのモデルを構築し、検証データを用いて構築モデルの損失（val_loss）を算出した。学習時には平均二乗誤差（Mean Squared Error, MSE）を損失関数として使用し、Adam オプティマイザを用いて最適化を行った。また、過学習を防ぐため、早期終了（Early Stopping）を導入し、検証データの損失が 5 エポック連続で改善しな

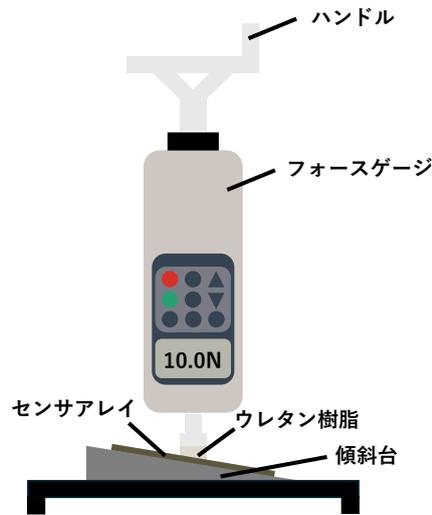


図 6.4: データ収集の環境

い場合に学習を終了するよう設定した。

ハイパーパラメータの最適化の結果、RNN 層の 1 層目のニューロン数 105, RNN 層の数:1, ドロップアウト率 0.22, 学習率 0.0023, バッチサイズ 32, タイムステップ数 18 の組み合わせが選定された (表 6.1 参照)。その後、学習データを用いて最適化したハイパーパラメータの組み合わせでモデルの再構築を行い、テストデータを用いてモデルの評価を行った。各タイムステップにおけるセンサ値の入力数を 256 とし、18 ステップ分の 256 個のセンサ値 (18,256) を時系列データとして入力した。

6.2.3 LSTM モデルの構築

6.2.1 節で構築したデータセットの学習データを用いて、256 個のセンサ値から、それに対応する圧力値, x 軸角度, y 軸角度を推定するモデルを構築した (図 6.6 参照)。本モデルは LSTM 層, 全結合層 (Dense 層), 出力層から構成されている。

モデルの最適なハイパーパラメータの探索には Optuna を使い、6.2.2 節と同様の手順で探索を行った。ハイパーパラメータの最適化の結果、LSTM 層の 1 層目のニューロン数 111, LSTM 層の数:1, ドロップアウト率 0.24, 学習率 0.0019%, バッチサイズ 32, タイムステッ

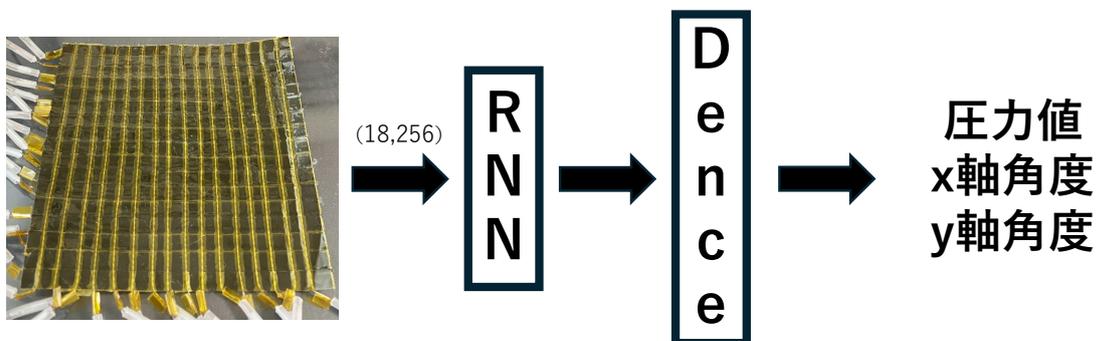


図 6.5: RNN を用いた推定モデル

表 6.1: Optuna によるハイパーパラメータ探索結果 (RNN)

試行	1層目ニューロン数	2層目ニューロン数	ドロップアウト率	学習率	バッチサイズ	タイムステップ数	val_loss
1	53	-	0.1322	2.66×10^{-3}	32	20	0.0166
2	79	127	0.1237	7.29×10^{-4}	16	11	0.0200
3	106	74	0.1125	6.21×10^{-4}	64	18	0.0180
4	121	142	0.2662	7.92×10^{-3}	16	17	0.0361
5	115	-	0.1734	5.96×10^{-3}	64	12	0.0149
6	127	106	0.2518	3.31×10^{-3}	16	14	0.0193
7	108	137	0.1082	8.10×10^{-4}	32	18	0.0135
8	111	-	0.2006	1.13×10^{-4}	32	11	<u>0.0135</u>
9	71	-	0.1600	7.36×10^{-4}	32	15	0.0165
10	139	85	0.1187	1.72×10^{-3}	64	18	0.0173
11	88	-	0.2201	1.13×10^{-4}	32	10	0.0182
12	97	-	0.2072	1.46×10^{-4}	32	13	0.0200
13	142	64	0.1760	2.84×10^{-4}	32	16	0.0142
14	105	-	0.2372	3.99×10^{-4}	32	20	0.0184
15	127	-	0.1518	2.34×10^{-4}	32	10	0.0171
16	91	-	0.2860	1.23×10^{-3}	32	14	0.0144
17	150	93	0.1918	1.99×10^{-4}	32	18	0.0180
18	114	-	0.2261	3.58×10^{-4}	32	12	0.0188
19	83	-	0.1936	1.07×10^{-4}	16	16	0.0188
20	61	-	0.1027	1.67×10^{-3}	64	19	0.0154
21	97	70	0.1448	4.84×10^{-4}	32	16	0.0199
22	138	67	0.1786	2.72×10^{-4}	32	16	0.0174
23	140	81	0.1728	1.72×10^{-4}	32	17	0.0204
24	111	57	0.2094	3.03×10^{-4}	32	15	0.0150
25	125	63	0.1385	9.63×10^{-4}	32	19	0.0185
26	133	78	0.1601	1.53×10^{-4}	32	17	0.0215
27	116	-	0.3000	4.77×10^{-4}	32	15	0.0167
28	145	103	0.1867	2.41×10^{-4}	32	13	0.0216
29	102	-	0.2368	1.30×10^{-4}	16	11	0.0167
30	50	-	0.1327	3.18×10^{-3}	64	20	0.0151

プ数 19 の組み合わせが選定された (表 6.2 参照)。その後、学習データを用いて最適化したハイパーパラメータの組み合わせでモデルの再構築を行い、テストデータを用いてモデルの評価を行った。各タイムステップにおけるセンサ値の入力数を 256 とし、19 ステップ分の 256 個のセンサ値 (19,256) を時系列データとして入力した。

6.2.4 結果

構築した RNN モデルと LSTM モデルの学習曲線を図 6.7 に示す。このグラフは、青色の線が学習データ、緑色の線が検証データの損失を表している。テストデータを用いたモデルの性能評価には、val_loss が最も小さかったモデル (RNN モデルは 8 エポック目、LSTM モデルは 23 エポック目) を使用し、評価指標として圧力値と x 軸角度、y 軸角度の各々の平均二乗誤差 (MSE) と決定係数 (R^2 スコア) を用いた。評価指標を算出した結果を表 6.3 に示す。RNN モデルは圧力値の MSE が 6.80, R^2 スコアが 0.94, x 軸角度の MSE が 28.45, R^2 スコアが 0.79, y 軸角度の MSE が 21.27, R^2 スコアが 0.79 となった。LSTM モデルは圧力値の MSE が 5.19, R^2 スコアが 0.95, x 軸角度の MSE が 8.30, R^2 スコアが 0.94, y 軸角度の MSE が 11.74, R^2 スコアが 0.88 となった。RNN モデルと LSTM モデルの圧力範囲を変化させたことによる各々の平均二乗誤差 (MSE) を表 6.4 に、x 軸角度を変化させたことによる x 軸の平均二乗誤差を表 6.5 に、y 軸角度を変化させたことによる y 軸の平均二乗誤差を表 6.6 に示す。

6.2.5 考察

接触抵抗方式センサにはヒステリシスが存在するため、長期的依存関係の学習に優れた LSTM を採用した。さらに、LSTM モデルの有用性を検証するため、同様のモデルを RNN を用いて構築し、精度比較を行ったところ、圧力値、x 軸角度、y 軸角度、各 MSE と R^2 スコアにおいて、LSTM がより良い精度を示した。これにより、ヒステリシスの存在する接触抵抗方式センサの圧力や角度の推定において、LSTM を用いることで推定精度が高くなる可能性が示唆された。

velostat を活用したセンサの力の推定において、特定のセンサ値 1 点をもとに推定する手法が一般的であり、その測定範囲は 0~20 N [25][28] に限定されていた。本研究では、6.1 節で明らかとなったクロストークが広範囲の検知点のセンサ値に影響を及ぼしていることに

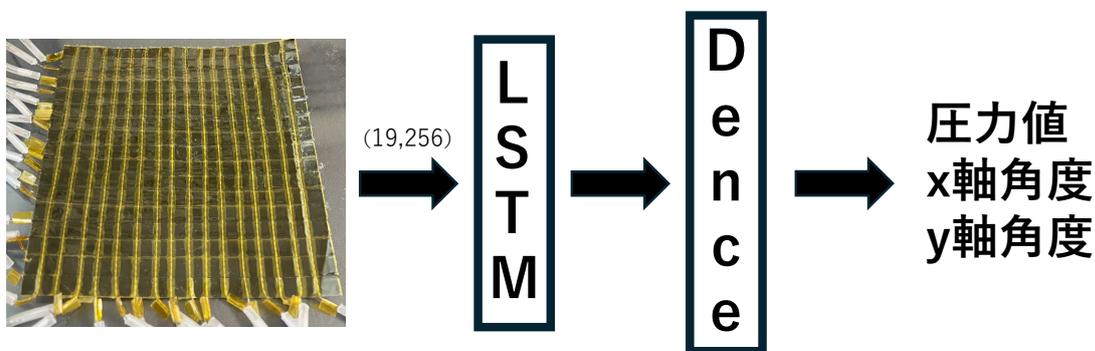


図 6.6: LSTM を用いた推定モデル

表 6.2: Optuna によるハイパーパラメータ探索結果

試行	1層目ニューロン数	2層目ニューロン数	ドロップアウト率	学習率	バッチサイズ	タイムステップ	val_loss
1	114	58	0.117	3.66×10^{-4}	64	17	0.0187
2	90	-	0.171	3.75×10^{-4}	64	10	0.0194
3	87	57	0.293	9.29×10^{-4}	16	13	0.0185
4	124	139	0.164	1.39×10^{-4}	64	17	0.0182
5	97	-	0.100	4.00×10^{-3}	64	18	0.0169
6	129	132	0.295	1.93×10^{-4}	32	13	0.0177
7	133	92	0.165	2.89×10^{-4}	16	12	0.0217
8	134	78	0.229	8.87×10^{-4}	64	14	0.0183
9	52	-	0.294	5.20×10^{-3}	16	18	0.0246
10	94	111	0.291	3.19×10^{-4}	64	15	0.0194
11	146	-	0.235	3.04×10^{-3}	32	20	0.0164
12	110	-	0.247	1.91×10^{-3}	32	19	<u>0.0150</u>
13	148	-	0.235	2.84×10^{-3}	32	20	0.0174
14	110	150	0.238	2.41×10^{-3}	32	18	0.0155
15	111	-	0.247	1.91×10^{-3}	32	19	0.0150
16	112	-	0.263	1.52×10^{-3}	32	18	0.0174
17	77	-	0.205	1.62×10^{-3}	32	16	0.0177
18	108	-	0.254	1.65×10^{-3}	32	19	0.0180
19	105	-	0.268	8.86×10^{-3}	32	16	0.0182
20	120	-	0.208	6.15×10^{-4}	32	19	0.0151
21	122	-	0.203	5.99×10^{-4}	32	19	0.0151
22	120	-	0.200	6.06×10^{-4}	32	19	0.0168
23	139	-	0.203	5.62×10^{-4}	32	19	0.0154
24	121	-	0.189	5.71×10^{-4}	32	17	0.0156
25	101	-	0.220	1.05×10^{-3}	32	19	0.0180
26	118	-	0.148	7.79×10^{-4}	16	20	0.0168
27	128	-	0.213	1.30×10^{-3}	32	16	0.0197
28	79	-	0.185	2.05×10^{-4}	32	19	0.0159
29	141	-	0.250	2.24×10^{-3}	32	17	0.0166
30	115	-	0.139	3.82×10^{-4}	16	17	0.0167

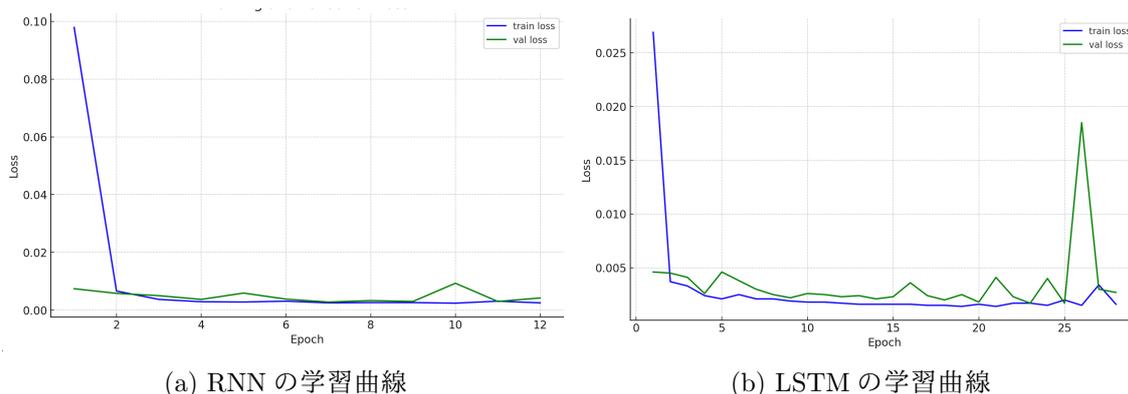


図 6.7: RNN と LSTM の学習曲線

表 6.3: モデルの評価

	圧力値		x 軸角度		y 軸角度	
	MSE	R ² スコア	MSE	R ² スコア	MSE	R ² スコア
RNN	6.80	0.94	28.45	0.79	21.27	0.79
LSTM	5.19	0.95	8.30	0.94	11.74	0.88

着目し、256 点のセンサ値から圧力を推定したところ、0~50 N の範囲で圧力を推定することが可能になった。5 章で構築した力の強さを推定するモデルと比較した場合においても、圧力の推定範囲が向上している。これらの観点から、クロストークは従来ノイズとして扱われてきたが、これを活用することで、圧力の推定範囲の幅が広がる可能性が示唆された。

x 軸と y 軸の角度の推定においては、 -30° 、 -40° 、 30° 、 40° の推定は他の角度と比べて、MSE が大きい傾向にある。この原因として、角度が大きい場合、センサアレイとフォースゲージの加圧部の接触面積が小さくなり、大きく変化するセンサ値が少なくなることが挙げられる。さらに、力の法線成分が減少するため、圧力として認識される力が減少し、センサ値の変化が小さくなることが考えられる。

表 6.4: 圧力範囲を変化させたことによる各々の平均二乗誤差 (MSE)

圧力範囲 (N)	RNN			LSTM		
	圧力	x 軸角度	y 軸角度	圧力	x 軸角度	y 軸角度
0 ~ 0	1.42	34.89	13.51	0.73	6.98	3.62
0 ~ 10	2.81	29.50	19.92	2.63	8.41	11.31
10 ~ 20	14.52	24.92	25.39	9.08	8.36	11.27
20 ~ 30	17.18	8.85	8.95	13.00	2.80	0.59
30 ~ 40	18.12	10.50	5.51	7.80	6.48	2.26
40 ~ 50	78.71	20.69	4.93	53.65	2.51	3.04
50 ~	41.87	9.00	1.67	30.62	0.64	3.92

表 6.5: x 軸角度を変化させたことによる x 軸各々の平均二乗誤差 (MSE)

x 軸角度 (度)	RNN (x 軸 MSE)	LSTM (x 軸 MSE)
-40	111.90	24.29
-30	128.69	98.97
-20	4.36	27.88
-10	16.69	10.69
0	25.91	5.27
10	26.40	8.38
20	17.53	12.78
30	33.72	21.78
40	33.16	13.42

表 6.6: y 軸角度を変化させたことによる y 軸各々の平均二乗誤差 (MSE)

y 軸角度 (度)	RNN (y 軸 MSE)	LSTM (y 軸 MSE)
-40	165.13	108.89
-30	97.96	42.97
-20	122.69	68.23
-10	24.19	17.23
0	10.40	2.72
10	54.92	9.61
20	9.09	7.03
30	32.27	33.81
40	216.49	211.45

7 手技療法動作指示語に関する分析

本章では、手技療法動作指示語から、対象者が想起した手技療法動作（e.g., 力の強さ, 力の角度, 圧力変化, 指圧時間）の定量的分析について説明する。手技療法動作は指圧, なで, もむ, 叩くなどに大別されるが, 本研究では手技療法の基本動作である指圧動作（押し込み）に着目し, 分析を行った。

7.1 実験

7.1.1 手技療法動作指示語の選定

分析にあたり, 力の強さ, 力の角度, 圧力変化, 指圧時間に関連した指示を表す 15 個の手技療法動作指示語を選定した。YouTube などの Web サイトで用いられている手技療法動作指示語を参考に 27 種類の言語表現を抽出した。柔道整復師 1 名の協力を得て 15 種類に絞り込んだ（表 7.1 参照）。この際, 28 種類の指示語のうち, 「グッと押す」「ぎゅっと押す」など, 被施術者の筋性防御を誘発する, 手技療法動作として適切でないと考えられる 4 種類の表現を除外した。また, 7.1.2 節で後述するように, 実験では指圧動作が被施術者の特性（e.g., 筋肉量, 筋肉の疲労度, 筋肉の硬結）による影響を受けないよう, マッサージ練習用のソフトビニール製の上半身モデルに対して指圧動作を行う。このモデルでは筋肉や骨の位置を正確に把握することが困難であるため, 「横から背骨と筋肉をサンドイッチする感じに押す」や「脊柱起立筋に向かって真っ直ぐ押す」など, 特定の筋肉や骨の部位を示す 9 種類の表現を除外した。

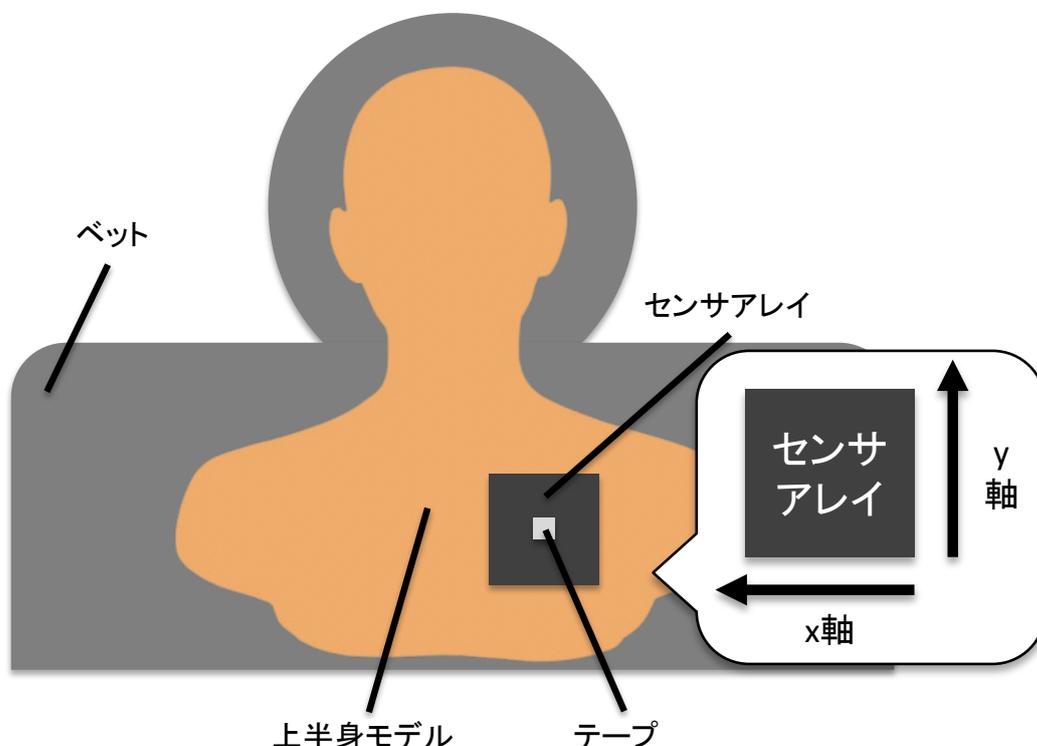


図 7.1: 実験環境

表 7.1: 選定した手技療法動作指示語の分類

分類	手技療法動作指示語
力の強さに関する語	強めに押す 弱めに押す 軽い刺激で押す 少ない刺激で押す 体重 3kg くらいかけて押す 柔らかく押す
力の角度に関する語	面に向かって 15 度くらいの角度で押す 真っ直ぐ上から押す 体の中心方向に向かって押す 頭方向に向かって押す 外側方向に向かって押す
圧力変化に関する語	柔らかく押す グーッと押す じんわり圧をかけて押す 3~5 秒かけてじっくり押す 3 秒かけてゆっくり押し、3 秒かけて指の力を抜きながら戻す
時間に関する語	3~5 秒かけてじっくり押す 3 秒かけてゆっくり押し、3 秒かけて指の力を抜きながら戻す

表 7.2: 実験参加者の特性

	職業	経験年数	性別
実験参加者 1	あん摩マッサージ指圧師	2 年	男性
実験参加者 2	柔道整復師	18 年	男性
実験参加者 3	理学療法士	3 年	女性

7.1.2 実験手順

手技療法動作指示語から、対象者が想起した手技療法動作における力の強さと角度の時系列データを取得するため、専門家 3 名（表 7.2 参照）を対象に実験を行った。実験では参加者に 7.1.1 節で述べた 15 種類の手技療法動作指示語に基づき、各々に対応する指圧動作を 4 章で開発したセンサアレイに対して実施するよう指示し、センサデータを取得した。取得したデータから、6.2.3 節で構築した LSTM モデルにより手技療法動作時の圧力と角度（x 軸角度，y 軸角度）の時系列データを推定した。図 7.1 に実験環境を示す。マッサージ練習用のソフトビニール製の上半身モデルが、マッサージ用のベッド上につつ伏せに配置されている。また、上半身モデルの上部にセンサアレイが配置されており、参加者はあらかじめセンサアレイ内のテープで指定した部位を指圧動作で押す。手技療法動作指示をランダムに提示し、各々の指示から参加者が想起した 15 種類の指圧動作を 1 試行とし、計 3 試行実施した。手技療法動作指示は、手技療法指導を想定し口頭で行い、試行間には 3 分の休憩を挟んだ。「面に向かって 15 度くらいの角度で押す」という手技療法動作指示に関しては、分析を容易にするため、x 軸角度に対して 15 度の指圧を行うよう参加者の立つ位置を指定した。各試行における指圧動作の流れを以下に示す。

- (1) 手技療法動作指示（15 種類各 3 試行）
- (2) 指圧動作の実施
- (3) 動作終了・インターバル（15 秒間）

先述したとおり、手技療法動作指示は口頭で指示され、参加者は自らの主観により指圧動作を行った。

7.2 分析項目の定義

手技療法動作指示語から、対象者が想起した手技療法動作（e.g., 力の強さ，力の角度，圧力変化，加圧や減圧の時間）の定量的分析を行うため、実験で取得した時系列データから分析項目を 13 個定義し、これらを算出して解析を行う。分析項目の定義にあたり、山下らの研究 [50] を参考に指圧区間を 3 つの区間に分割した。さらに、1 回の指圧における最大圧力値を参考に指圧区間を 2 つの区間に分割した（図 7.2 参照）。区間の定義を以下に示す。

- 指圧区間 (*total*) : 指とセンサが接触している区間
 - 0N を超えた地点から再度 0N に戻るまでの区間

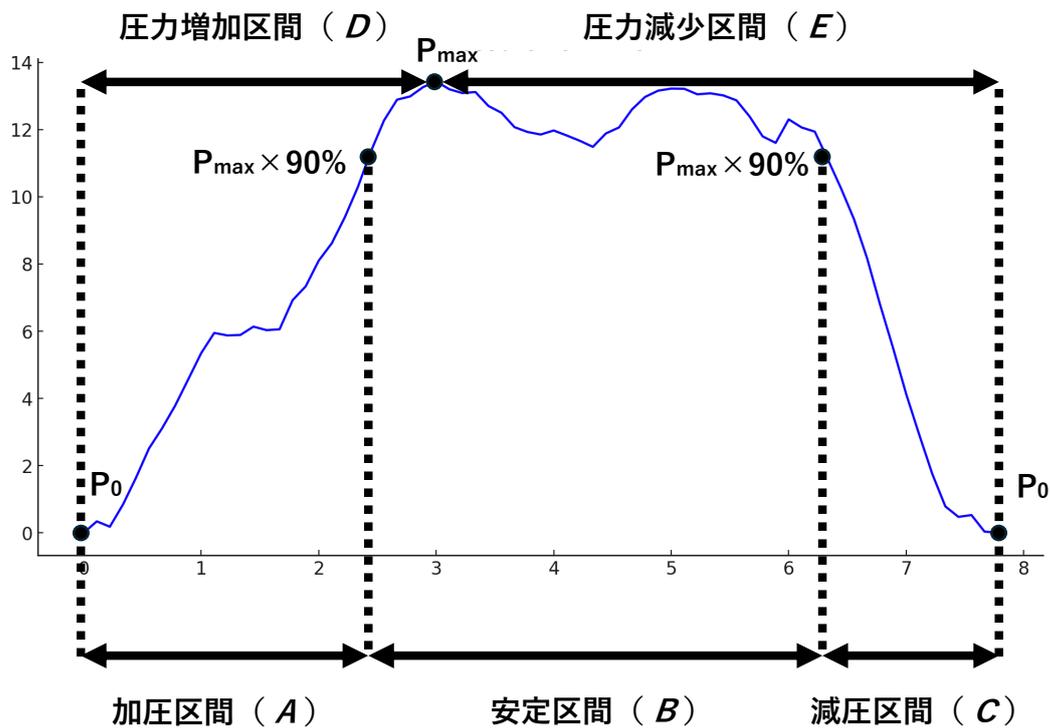


図 7.2: 区間の定義, 横軸: 時間 (s), 縦軸: 圧力 (N)

- 加圧区間 (A) :
 - 0N を超えた地点から 1 回の指圧内で最大圧力値の 90% ($P_{\max} \times 0.9$) に到達するまでの区間
- 安定区間 (B)
 - 1 回の指圧内で最大圧力値の 90% ($P_{\max} \times 0.9$) に安定している区間
- 減圧区間 (C)
 - 1 回の指圧内で最大圧力値の 90% ($P_{\max} \times 0.9$) を下回った地点から 0N までの区間
- 圧力増加区間 (D)
 - 0N を超えた地点から 1 回の指圧内で最大圧力値 (P_{\max}) に到達するまでの区間
- 圧力減少区間 (E)
 - 1 回の指圧内で最大圧力値 (P_{\max}) を下回った地点から 0N までの区間

7.2.1 時間に関する分析項目

時間に関する分析項目として, 取得した時系列データは, 山下らの研究 [50] を参考に, 以下のように 6 つを定義した (図 7.2 参照).

- 指圧時間 (T_{total}) : 指圧区間 ($total$) の時間
- 加圧時間 (T_A) : 加圧区間 (A) の時間
- 安定時間 (T_B) : 安定区間 (B) の時間
- 減圧時間 (T_C) : 減圧区間 (C) の時間
- 圧力増加時間 (T_D) : 圧力増加区間 (D) の時間
- 圧力減少時間 (T_E) : 圧力減少区間 (E) の時間

7.2.2 力の強さに関する分析項目

力の強さに関する分析項目として、海老名らの研究 [45] を参考に以下のように定義した。

- 指圧力 (P) : 安定区間 (B) 内での圧力の平均値

7.2.3 力の角度に関する分析項目

力の角度に関する分析項目として、以下のように2個つを定義した。

- x 軸角度 ($\bar{\theta}_x$) : 指圧区間 ($total$) における x 軸角度の平均値
- y 軸角度 ($\bar{\theta}_y$) : 指圧区間 ($total$) における y 軸角度の平均値

7.2.4 圧力変化に関する特徴量

圧力変化に関する分析項目として、以下のように4つを定義した。

- 加圧速度 (v_{press}):
 - 加圧区間 (A) における圧力の平均変化速度

$$v_{press} = \frac{(P_{max} \times 0.9) - P_0}{T_A}$$

- 減圧速度 ($v_{release}$):
 - 減圧区間 (C) における圧力の平均変化速度

$$v_{release} = \frac{P_0 - (P_{max} \times 0.9)}{T_C}$$

P_0 は 0N, ($P_{max} \times 0.9$) 最大圧力値の 90%を示す (表 7.2 参照)。

- 加圧区間 (A) 区間における加速度差 ($A_{\Delta,A}$):
 - 加圧区間 (A) 内の圧力速度 ($\frac{dP}{dt}$) の変化率を示す加速度の最大値と最小値の差

$$A_{\Delta,A} = \max\left(\frac{d^2P}{dt^2}\right) - \min\left(\frac{d^2P}{dt^2}\right)$$

- 減圧区間 (C) における加速度差 ($A_{\Delta,C}$):

- 減圧区間 (C) 内の圧力速度 ($\frac{dP}{dt}$) の変化率を示す加速度の最大値と最小値の差

$$A_{\Delta,C} = \max\left(\frac{d^2P}{dt^2}\right) - \min\left(\frac{d^2P}{dt^2}\right)$$

圧力変化に関する分析項目として、速度と加速度差を各々2つずつ採用した。加圧速度と減圧速度は動作全体におけるマクロな圧力変化を表す分析項目として活用した。加速度差は動作中の急激な圧力変化や滑らかな圧力変化を反映し、圧力変化率の均一性を表す分析項目として活用した。

7.3 分析

実験で取得した時系列データに対して、海老名らの研究 [45] を参考に Savitzky-Golay filter [26] による平滑化 (次数 3, 窓数 15) を行った。その後、指とセンサが接触していない区間において、圧力値が 0 が連続している部分のデータを接触直前と接触直後の各々の 1 タイムステップのデータ以外を削除した。これらの処理を行った時系列データから 7.2 節で示した 15 種類の分析項目を算出した。

7.3.1 力の強さに関する分析

力の強さに関する 6 種類の手技療法動作指示語（「強めに押す」「弱めに押す」「軽い刺激で押す」「少ない刺激で押す」「体重 3kg くらいかけて押す」「柔らかく押す」）と指圧力 (P) について関係性を分析した。6 つの指示語間における指圧力の差異を検証するため、対応のある検定手法である Friedman 検定を 6 群間で実施することで手技療法指示語が指圧力に与える全体的な影響を評価した。有意差が認められた場合には、Wilcoxon の符号付順位和検定で多重比較を行い、どの指示語間で差があるかを明らかにした。多重比較の際、Bonferroni 補正を適用し有意水準の補正を行うことで、第 1 種類の過誤 (Type I エラー) を抑制した。また、各指示語における指圧力の個人差を定量的に評価するために被験者ごとに各手技療法動作指示語に対する指圧力の個人内平均値を算出した後、個人内平均の標準偏差を算出した。個人内の動作の再現性については、まず同一の被験者が特定の指示語に基づいて 3 回試行した結果の指圧力のばらつきを個人内標準偏差として算出した。全被験者の個人内標準偏差を各指示語ごとに集計し、その平均値を算出することで、各指示語における動作の再現性を評価した。さらに、「体重 3kg で押して」という理想値が明確な定量的な指示に関しては、理想的な指圧力である 3kg (29.4N) にどの程度一致しているかを確認するために、試行結果と理想値との差を用いて平均二乗誤差 (MSE) を算出した。この分析により、指示された指圧力と実際の指圧力の誤差を定量的に評価した。

7.3.2 力の角度に関する分析

力の角度に関する 5 種類の手技療法動作指示語（「面に向かって 15 度くらいの角度で押す」「真っ直ぐ上から押す」「体の中心方向に向かって押す」「頭方向に向かって押す」「外側方向に向かって押す」）の分析を行った。x 軸角度に関する手技療法動作指示語（「面に向かって 15 度くらいの角度で押す」「体の中心方向に向かって押す」「外側方向に向かって押す」「真っ直ぐ上から押す」）と x 軸角度 ($\bar{\theta}_x$)、y 軸角度に関する手技療法動作指示語（「頭方向に向かって押す」「真っ直ぐ上から押す」）と y 軸角度 ($\bar{\theta}_y$) の関係性を分析した。x 軸

角度に関しては、4種類の指示語間とx軸角度 ($\bar{\theta}_x$) の差異を検証するため、対応のある検定手法であるFriedman検定を実施することで手技療法指示語がx軸角度 ($\bar{\theta}_x$) に与える全体的な影響を評価した。有意差が認められた場合には、Wilcoxonの符号付順位和検定で多重比較を行い、Bonferroni補正を適用し、どの指示語間で差があるかを明らかにした。y軸角度に関しては、2つの指示語間とy軸角度 ($\bar{\theta}_y$) の差異を検証するため、Wilcoxonの符号付順位和検定を行い、2個の指示語間で有意な差があるかを明らかにした。また、各指示語における指圧力の個人差を定量的に評価するために被験者ごとに各手技療法動作指示語に対する各特徴量の個人内平均値を算出した後、個人内平均の標準偏差を算出した。個人内の動作の再現性については、同一の被験者が特定の指示語に基づいて3回試行した結果の分析項目ごとのばらつきを個人内標準偏差として算出した。全被験者の個人内標準偏差を指示語ごとに集計し、その平均値を算出することで、各指示語における動作の再現性を評価した。さらに、「面に向かって15度くらいの角度で押す」に関しては、理想的なx軸角度 ($\bar{\theta}_x$) 15度にどの程度一致しているか、「真っ直ぐ上から押す」に関しては理想的なx軸角度 ($\bar{\theta}_x$) とy軸角度 ($\bar{\theta}_y$) 0度にどの程度一致しているかを確認するために、試行結果と理想値との差を用いて平均二乗誤差 (MSE) を算出した。この分析により、指示された角度と実際の角度の誤差を定量的に評価した。

7.3.3 圧力変化に関する分析

圧力変化に関する5種類の手技療法動作指示語（「グーッと押す」「じんわり圧をかけて押す」「3～5秒かけてじっくり押す」「3秒かけてゆっくり押し、3秒かけて指の力を抜きながら戻す」「柔らかく押す」）と圧力変化に関する分析項目（加圧速度 (v_{press})、減圧速度 ($v_{release}$)、 T_A 区間における加速度差 ($A_{\Delta,A}$)、 T_C 区間における加速度差 ($A_{\Delta,C}$)）の関係性について分析を行った。5種類の指示語間における圧力変化に関する分析項目の差異を検証するため、対応のある検定手法であるFriedman検定を5群間で実施することで手技療法指示語が圧力変化に関する分析項目に与える全体的な影響を評価した。有意差が認められた場合には、Wilcoxonの符号付順位和検定で多重比較を行い、Bonferroni補正を適用し、どの指示語間で有意な差があるかを明らかにした。また、各指示語における各分析項目の個人差を定量的に評価するために、被験者ごとに各手技療法動作指示語に対する圧力変化に関する分析項目、各々の個人内平均値を算出し、指示語ごとの個人内平均の標準偏差を算出した。個人内の動作の再現性については、まず同一の被験者が特定の指示語に基づいて3回試行した結果の圧力変化に関する分析項目、ばらつきを個人内標準偏差として算出した。全被験者の個人内標準偏差を各指示語ごとに集計し、その平均値を算出することで、各指示語における動作の再現性を評価した。

7.3.4 時間に関する分析

時間に関する2種類の手技療法動作指示語（「3～5秒かけてじっくり押す」「3秒かけてゆっくり押し、3秒かけて指の力を抜きながら戻す」）の分析を行った。「3～5秒かけてじっくり押す」の表現のうち「3～5秒」という秒数に関する表現は、安定時間 (T_B)、加圧時間 (T_A) と安定時間 (T_B) の合計時間、指圧時間 (T_{total}) の3つのいずれかを表現していることが考えられる。そのため、「3～5秒かけてじっくり押す」の指示語の分析項目を安定時間 (T_B)、加圧時間 (T_A) と安定時間 (T_B) の合計時間、指圧時間 (T_{total}) を「3～5秒かけて

表 7.3: 力の強さに関する表現に対する指圧力の平均値

A	B	C	D	E	F
38.07	11.51	11.12	12.07	28.17	16.70

表 7.4: 指圧力における力の強さに関する表現間で実施した Friedman 検定と Wilcoxon の符号付順位和検定の結果

F 値	p 値	多重比較
30.71	*	A > E > F,D,B,C; F > C

*: $p < 0.05$, 多重比較において, $A > B$ の場合は A と B の間には有意差がある ($p < 0.05$).

じっくり押し」の3つを選定した。「3秒かけてゆっくり押し, 3秒かけて指の力を抜きながら戻す」の表現は, 加圧時間 (T_A) 3秒, 減圧時間 (T_C) 3秒という解釈と, 圧力増加時間 (T_D) が3秒, 圧力減少時間 (T_E) P_{\max} が3秒という解釈が考えられる. 各指示語における分析項目ごとの個人差がどの程度なのか定量的に評価するために, 各指示語ごとの分析項目の個人内平均を各々集計しそれらの標準偏差を算出した. 個人内の動作の再現性については, まず同一の被験者が特定の指示語に基づいて3回試行した結果の分析項目ごとのばらつきを標準偏差として計算し, これを個人内標準偏差として算出した. 全被験者の個人内標準偏差を各指示語ごとに集計し, その平均値を算出することで, 各指示語における動作の再現性を評価した. また, 「3~5秒かけてじっくり押し」の安定時間 (T_B), 加圧時間 (T_A) と安定時間 (T_B) の合計時間, 指圧時間 (T_{total}) の理想値を4秒とし, 試行結果と理想値との差を用いて各分析項目の平均二乗誤差 (MSE) を算出した. さらに, 「3秒かけてゆっくり押し, 3秒かけて指の力を抜きながら戻す」の理想的な加圧時間 (T_A) と減圧時間 (T_C), 圧力増加時間 (T_D), 圧力減少時間 (T_E) を各々3秒とし, 試行結果と理想値との差を用いて各分析項目の平均二乗誤差 (MSE) を算出した.

7.4 結果・考察

7.4.1 力の強さに関する分析

表 7.3 に力の強さに関する指示語 (A: 強めに押し, B: 弱めに押し, C: 軽い刺激で押し, D: 少ない刺激で押し, E: 体重 3kg くらいかけて押し, F: 柔らかく押し) に対する指圧力 (P) の平均値を示す. 指圧力の平均値は, 「強めに押し」「体重 3kg くらいかけて押し」「柔らかく押し」「少ない刺激で押し」「弱めに押し」「軽い刺激で押し」の順に高い結果となった.

6種類の指示語間における差異を検証するため, 対応のある検定手法である Friedman 検定を6群間で実施した結果, 有意な差が認められた ($p < 0.05$). 有意差が認められたため, Wilcoxon の符号付順位和検定を用いて多重比較を行った (表 7.4 参照). その結果, 「強めに押し」と他の指示語 (「体重 3kg くらいかけて押し」「柔らかく押し」「少ない刺激で押し」「弱めに押し」「軽い刺激で押し」) に比べて有意な差が認められた ($p < 0.05$). 「体重 3kg くらいかけて押し」は「柔らかく押し」「少ない刺激で押し」「弱めに押し」「軽い刺激で押し」

表 7.5: 力の強さに関する表現に対する指圧力の個人内平均の標準偏差と個人内標準偏差の平均値

	A	B	C	D	E	F
個人内平均の標準偏差	10.22	5.26	1.53	6.23	1.33	4.12
個人内標準偏差の平均値	1.65	3.28	1.26	6.90	3.51	3.61

表 7.6: x 軸角度に関する表現に対する x 軸角度 ($\bar{\theta}_x$) の個人内平均の標準偏差と個人内標準偏差の平均値

A	B	C	D
-12.21	12.10	-2.52	9.21

す」に比べて有意な差が認められた ($p < 0.05$)。「柔らかく押す」は「軽い刺激で押す」に比べて有意な差が認められた ($p < 0.05$)。一方で、他のペア間には統計的に有意な差が認められなかった ($p < 0.05$)。「強めに押す」といった強い指圧を指示する表現、「体重 3kg くらいかけて押す」といった中程度の指圧を指示する表現、「柔らかく押す」「少ない刺激で押す」「弱めに押す」「軽い刺激で押す」といった弱い指圧を指示する表現を各々区別して、力加減を行っている可能性が示された。「柔らかく押す」「少ない刺激で押す」「弱めに押す」「軽い刺激で押す」といった要求される強さが類似しているため、施術者がこれらの表現を区別できず、同様の圧力で指圧している可能性が考えられる。力の強さに関する指示語は漠然とした指圧力は伝達できるものの、詳細な指圧力の伝達が難しいと考えられる。

各指示語における指圧力の個人差を示す各指示語ごとの個人内平均を集計しそれらの標準偏差を算出した結果と個人内の動作の再現性を示す個人内標準偏差の平均値を算出した結果を表 7.5 に示す。いずれの指示語下でも一定のばらつきが見られ、個人差や個人内差が見られた。「強めに押す」の個人内平均の標準偏差が最も高いことから、指示する指圧が強い場合、個人差が大きくなる可能性が示された。一方で、「体重 3kg くらいかけて押す」といった中程度の指圧を指示する表現は、個人内標準偏差が最も小さく、定量的表現を用いることで個人差が小さくなる可能性が示唆された。弱い指圧を指示する表現のうち、「軽い刺激で押す」「柔らかく押す」「弱めに押す」「少ない刺激で押す」の順で個人内平均の標準偏差が小さいことから、弱い指圧を学習者に指導する場合、「軽い刺激で押す」という表現を用いることで誤差が小さくなる可能性が示唆された。個人内標準偏差の平均値は「軽い刺激で押す」「強めに押す」「弱めに押す」「体重 3kg くらいかけて押す」「柔らかく押す」「少ない刺激で押す」の順で小さい値を示す結果になった。

「体重 3kg で押して」という理想値が明確な定量的な指示に関しては、理想的な指圧力である 3kg (29.4N) にどの程度一致しているかを確認するため、各試行結果と理想値との差を用いて平均二乗誤差 (MSE) を算出した結果、13.68 となり、理想値と一定の誤差があることが明らかとなった。

表 7.7: x 軸角度 ($\bar{\theta}_x$) の Friedman 検定と Wilcoxon の符号付順位和検定の結果

F 値	p 値	多重比較
25.93	*	B > D > C > A

*: $p < 0.05$, 多重比較の結果, A > B の場合は A と B の間に有意な差がある ($p < 0.05$).

表 7.8: x 軸角度に関する表現間で実施した x 軸角度 ($\bar{\theta}_x$) の個人内標準偏差の平均値

	A	B	C	D
個人内平均の標準偏差	2.90	0.81	2.08	1.52
個人内標準偏差の平均	2.95	3.30	1.95	2.48

7.4.2 力の角度に関する分析

表 7.6, x 軸角度に関する手技療法動作指示語 (A: 体の中心方向に向かって押す, B: 外側方向に向かって押す, C: 真っ直ぐ上から押す, D: 面に向かって 15 度くらいの角度で押す) に対する x 軸角度 ($\bar{\theta}_x$) の平均値を示す. x 軸角度 ($\bar{\theta}_x$) の平均値は, 「外側方向に向かって押す」「面に向かって 15 度くらいの角度で押す」「真っ直ぐ上から押す」「体の中心方向に向かって押す」の順に大きい値を示した.

4 種類の指示語間における差異を検証するため, 対応のある検定手法である Friedman 検定を 4 群間で実施した結果, 有意な差が認められた ($p < 0.05$). 有意差が認められたため, Wilcoxon の符号付順位和検定を用いて多重比較を行った (表 7.7 参照). その結果, 「外側方向に向かって押す」と他の指示語 (「面に向かって 15 度くらいの角度で押す」「真っ直ぐ上から押す」「体の中心方向に向かって押す」) に比べて有意な差が認められた ($p < 0.05$). 「面に向かって 15 度くらいの角度で押す」は「真っ直ぐ上から押す」「体の中心方向に向かって押す」と比べて有意な差が認められた ($p < 0.05$). 「真っ直ぐ上から押す」は「体の中心方向に向かって押す」に比べて有意な差が認められた ($p < 0.05$). 「外側方向に向かって押す」「面に向かって 15 度くらいの角度で押す」「真っ直ぐ上から押す」「体の中心方向に向かって押す」の全ての表現を区別して, 動作を行っている可能性が示唆された.

各指示語における x 軸角度 ($\bar{\theta}_x$) の個人差を示す各指示語ごとの個人内平均を集計しそれらの標準偏差を算出した結果と個人内の動作の再現性を示す個人内標準偏差の平均値を算出した結果を表 7.8 に示す. いずれの指示語下でも一定のばらつきが見られ, 個人差や個人内差が確認された. 「真っ直ぐ上から押す」は他の表現に比べ理解が容易であると考えられるため, 個人内平均の標準偏差が最も小さい値を示す結果になった. 「面に向かって 15 度くらいの角度で押す」は, 個人内標準偏差が最も小さく, 定量的表現を用いることで個人差が小さくなる可能性が示唆された. 個人内標準偏差の平均値は「真っ直ぐ上から押す」「面に向かって 15 度くらいの角度で押す」「体の中心方向に向かって押す」「外側方向に向かって押す」の順で小さい値を示す結果になった.

「真っ直ぐ上から押す」「面に向かって 15 度くらいの角度で押す」に関しては, 理想的な x 軸角度 ($\bar{\theta}_x$) の 0 度と 15 度にどの程度一致しているかを確認するために, 試行結果と理想値との差を用いて平均二乗誤差 (MSE) を各々算出した. その結果, 「真っ直ぐ上から押

表 7.9: y 軸角度 ($\bar{\theta}_y$) の平均値

	A	B
y 軸角度 ($\bar{\theta}_y$)	-0.38	-10.73

表 7.10: y 軸角度に関する表現に対する y 軸角度 ($\bar{\theta}_y$) の個人内標準偏差の平均値

	A	B
個人内平均の標準偏差	0.54	3.81
個人内標準偏差の平均	2.71	3.14

す」の MSE は 12.12, 「面に向かって 15 度くらいの角度で押す」の MSE は 40.17 となり, 理想値と一定の誤差があることが明らかになった。

表 7.9, y 軸角度に関する手技療法動作指示語 (A: 真っ直ぐ上から押す, B: 頭方向に向かって押す) に対する y 軸角度 ($\bar{\theta}_x$) の平均値を示す。y 軸角度 ($\bar{\theta}_y$) の平均値は, 「真っ直ぐ上から押す」「頭方向に向かって押す」の順に大きい値を示した。

2 種類の指示語間と y 軸角度 ($\bar{\theta}_y$) の差異を検証するため, Wilcoxon の符号付順位和検定を実施した結果, 有意な差が認められた ($p = 0.0039$)。「真っ直ぐ上から押す」「頭方向に向かって押す」全ての表現を区別して, 動作を行っていること可能性が示唆された。

各指示語における y 軸角度 ($\bar{\theta}_x$) の個人差を示す各指示語ごとの個人内平均の標準偏差, 個人内の動作の再現性を示す個人内標準偏差の平均値を表 7.10 に示す。いずれの指示語下でも一定のばらつきが見られ, 個人差や個人内差が見られた。「真っ直ぐ上から押す」は「頭方向に向かって押す」に比べ理解が容易であると考えられるため, 個人内平均の標準偏差が最も小さい値を示す結果になった。個人内標準偏差の平均値は「真っ直ぐ上から押す」「頭方向に向かって押す」の順で小さい値を示す結果になった。

「真っ直ぐ上から押す」に関しては y 軸角度 ($\bar{\theta}_y$) 0 度にどの程度一致しているかを確認するために, 試行結果と理想値との差を用いて平均二乗誤差 (MSE) を算出した結果, 4.96 となり, 理想値と一定の誤差があることが明らかとなった。

7.4.3 圧力変化に関する分析

表 7.11 に, 圧力変化に関する手技療法動作指示語 (A: 3 秒~5 秒かけてじっくり押す, B: 3 秒かけてゆっくり押し, 3 秒かけて指の力を抜きながら戻す, C: じんわり圧をかけて押す, D: グーツと押す, E: 柔らかく押す) に対する圧力変化に関する 4 つの特徴量の平均値を各々算出した結果を示す。また, 表 7.12 個人差を示す各指示語ごとの個人内平均を集計しそれらの標準偏差を算出した結果を, 表 7.13 に個人内の動作の再現性を示す個人内標準偏差の平均値を算出した結果を示す。

加圧速度 (v_{press}) の平均値は, 「じんわり圧をかけて押す」「グーツと押す」「3 秒かけてゆっくり押し, 3 秒かけて指の力を抜きながら戻す」「柔らかく押す」「3 秒~5 秒かけてじっくり押し」の順に小さい平均値を示す結果となった。5 種類の指示語間における加圧速度 (v_{press}) の差異を検証するため, 対応のある検定手法である Friedman 検定を 5 群間で実施した結果, 有意な差が認められなかった。「じんわり圧をかけて押す」「グーツと押す」「3 秒

表 7.11: 圧力変化に関する特徴量の平均値

	A	B	C	D	E
加圧速度 (v_{press})	8.44	7.17	6.08	6.65	7.47
減圧速度 (v_{release})	-6.57	-6.63	-9.08	-11.87	-8.37
T_A 区間の加速度差 (A_{Δ, T_A})	107.73	89.55	133.67	96.78	89.99
T_C 区間の加速度差 (A_{Δ, T_C})	136.20	142.15	288.94	140.41	97.63

表 7.12: 圧力変化に関する特徴量の個人内平均の標準偏差

	A	B	C	D	E
加圧速度 (v_{press})	3.89	2.81	3.84	1.02	2.81
減圧速度 (v_{release})	2.89	0.57	4.76	7.49	2.57
T_A 区間の加速度差 (A_{Δ, T_A})	33.76	44.08	64.14	25.49	31.80
T_C 区間の加速度差 (A_{Δ, T_C})	70.78	171.18	308.98	41.25	30.50

かけてゆっくり押し, 3秒かけて指の力を抜きながら戻す」「柔らかく押し」「3秒~5秒かけてじっくり押し」といった要求される加圧速度 (v_{press}) が類似していると考えられるため, 施術者がこれらの表現を区別できず, 同様の加圧速度で指圧している可能性が示唆された. また, 加圧速度 (v_{press}) の個人内平均標準偏差と個人内標準偏差平均から, いずれの指示語下でも一定のばらつきが見られ, 個人差や個人内差が見られた. 緩やかな加圧速度 (v_{press}) に関する表現のうち, 「グーッと押し」「3秒かけてゆっくり押し, 3秒かけて指の力を抜きながら戻す」「柔らかく押し」「じんわり圧をかけて押し」「3秒~5秒かけてじっくり押し」の順で個人内平均の標準偏差が小さいことから, 緩やかな加圧速度 (v_{press}) を学習者に指導する場合, 「グーッと押し」という表現を用いることで誤差が小さくなる可能性が示唆された. 個人内標準偏差の平均値は「グーッと押し」「じんわり圧をかけて押し」「柔らかく押し」「3秒かけてゆっくり押し, 3秒かけて指の力を抜きながら戻す」「3秒~5秒かけてじっくり押し」の順で小さい値を示す結果になった.

減圧速度 (v_{release}) は「グーッと押し」「じんわり圧をかけて押し」「柔らかく押し」「3秒かけてゆっくり押し, 3秒かけて指の力を抜きながら戻す」「3秒~5秒かけてじっくり押し」の順で小さい平均値を示す結果となった. また, 5種類の指示語間における減圧速度 (v_{release}) の差異を検証するため, 対応のある検定手法である Friedman 検定を5群間で実施した結果, 有意な差が認められた ($p < 0.05$). 有意差が認められたため, Wilcoxon の符号付順位和検定を用いて多重比較を行った. 「グーッと押し」と「3秒かけてゆっくり押し, 3秒かけて指の力を抜きながら戻す」のペアのみ有意差が認められ ($p < 0.05$), 他のペアでは有意差が認められなかった. 「じんわり圧をかけて押し」「グーッと押し」「3秒かけてゆっくり押し, 3秒かけて指の力を抜きながら戻す」「柔らかく押し」「3秒~5秒かけてじっくり押し」の表現において, 施術者がこれらの大半の表現を区別できず, 同様の減圧速度 (v_{release}) で指圧している可能性が示唆された. また, 減圧速度 (v_{release}) の個人内平均標準偏差と個人内標準偏差平均から, いずれの指示語下でも一定のばらつきが見られ, 個人差や個人内差

表 7.13: 圧力変化に関する特徴量の各被験者標準偏差の平均値

	A	B	C	D	E
加圧速度 (v_{press})	3.33	2.39	1.79	0.95	1.90
減圧速度 (v_{release})	2.42	0.53	3.15	4.87	1.68
T_A 区間の加速度差 (A_{Δ, T_A})	29.24	37.34	58.36	26.89	25.98
T_C 区間の加速度差 (A_{Δ, T_C})	66.45	110.47	215.71	38.11	23.34

表 7.14: 「3 秒～5 秒かけてじっくり押し」における指圧区間 T_{total} の分析結果

	平均値	個人内平均の標準偏差	個人内標準偏差の平均
T_B	0.94	0.24	0.59
$T_A + T_B$	3.17	0.50	0.61
T_{total}	6.12	1.23	0.59

が見られた。個人内平均の標準偏差は「3 秒かけてゆっくり押し、3 秒かけて指の力を抜きながら戻す」「柔らかく押し」「3 秒～5 秒かけてじっくり押し」「じんわり圧をかけて押し」「グーッと押し」の順で小さい値を示す結果となった。個人内標準偏差の平均値は「3 秒かけてゆっくり押し、3 秒かけて指の力を抜きながら戻す」「柔らかく押し」「3 秒～5 秒かけてじっくり押し」「じんわり圧をかけて押し」「グーッと押し」の順で小さい値を示す結果となった。

T_A 区間の加速度差 (A_{Δ, T_A}) は「3 秒かけてゆっくり押し、3 秒かけて指の力を抜きながら戻す」「柔らかく押し」「グーッと押し」「3 秒～5 秒かけてじっくり押し」「じんわり圧をかけて押し」の順で小さい平均値を示す結果となった。また、5 種類の指示語間における T_A 区間の加速度差 ($A_{\Delta, A}$) の差異を検証するため、対応のある検定手法である Friedman 検定を 5 群間で実施した結果、有意な差は認められなかった。「じんわり圧をかけて押し」「グーッと押し」「3 秒かけてゆっくり押し、3 秒かけて指の力を抜きながら戻す」「柔らかく押し」「3 秒～5 秒かけてじっくり押し」の表現において、施術者がこれらの表現を区別できず、同様の加速度で指圧している可能性が示唆された。また、 T_A 区間の加速度差 ($A_{\Delta, A}$) の個人内平均標準偏差と個人内標準偏差平均から、いずれの指示語下でも一定のばらつきが見られ、個人差や個人内差が確認された。個人内平均の標準偏差は「グーッと押し」「柔らかく押し」「3 秒～5 秒かけてじっくり押し」「3 秒かけてゆっくり押し、3 秒かけて指の力を抜きながら戻す」「じんわり圧をかけて押し」の順で小さい値を示す結果となった。個人内標準偏差の平均値は「柔らかく押し」「グーッと押し」「じんわり圧をかけて押し」「3 秒～5 秒かけてじっくり押し」「3 秒かけてゆっくり押し、3 秒かけて指の力を抜きながら戻す」の順で小さい値を示す結果となった。

T_C 区間の加速度差 ($A_{\Delta, C}$) は「柔らかく押し」「3 秒～5 秒かけてじっくり押し」「グーッと押し」「3 秒かけてゆっくり押し、3 秒かけて指の力を抜きながら戻す」「じんわり圧をかけて押し」の順で小さい値を示す結果となった。また、5 種類の指示語間における T_C 区間の加速度差 ($A_{\Delta, C}$) の差異を検証するため、対応のある検定手法である Friedman 検定を 5

表 7.15: 「3 秒～5 秒かけてじっくり押す」における被験者ごとの各特徴量 (T_B , $T_A + T_B$, T_{total}) の平均二乗誤差 (MSE)

	実験参加者 1	実験参加者 2	実験参加者 3
T_B	8.82	11.14	9.23
$T_A + T_B$	1.95	0.21	1.21
T_{total}	0.75	8.94	7.74

表 7.16: 「3 秒かけてゆっくり押し, 3 秒かけて指の力を抜きながら戻す」におけるの加圧区間 (T_A), 安定区間 (T_B), 減圧区間 (T_C) の分析結果

	平均値	個人内平均の標準偏差	個人内標準偏差の平均
T_A	3.17	0.68	0.99
T_B	2.96	0.34	0.65
T_C	3.38	0.59	1.02
T_D	3.14	0.34	0.93

群間で実施した結果, 有意な差が認められなかった。「じんわり圧をかけて押す」「グーッと押す」「3 秒かけてゆっくり押し, 3 秒かけて指の力を抜きながら戻す」「柔らかく押す」「3 秒～5 秒かけてじっくり押す」の表現において, 施術者がこれらの表現を区別できず, 同様の加速度で指圧している可能性が示唆された. また, 加圧速度 (v_{press}) の個人内平均標準偏差と個人内標準偏差平均から, いずれの指示語下でも一定のばらつきが見られ, 個人差や個人内差が確認された. 個人内平均の標準偏差は「柔らかく押す」「グーッと押す」「3 秒～5 秒かけてじっくり押す」「3 秒かけてゆっくり押し, 3 秒かけて指の力を抜きながら戻す」「じんわり圧をかけて押す」の順で小さい値を示す結果になった. 個人内標準偏差の平均値は「柔らかく押す」「グーッと押す」「3 秒～5 秒かけてじっくり押す」「3 秒かけてゆっくり押し, 3 秒かけて指の力を抜きながら戻す」「じんわり圧をかけて押す」の順で小さい値を示す結果になった.

圧力変化に関する 5 種類の手技療法動作に対する可視化図 (縦軸: 圧力, 横軸: 秒数) を各々 1 試行分ずつ作成した. 図 7.3 に「3 秒～5 秒かけてじっくり押す」の表現に対する圧力, 図 7.4 に「3 秒かけてゆっくり押し, 3 秒かけて指の力を抜きながら戻す», 図 7.5 に「じんわり圧をかけて押す», 図 7.6 に「グーッと押す», 図 7.7 に「柔らかく押す」の可視化図を示す. 5 種類の手技療法動作に対する可視化図の形状が比較的類似しており, 圧力変化に関する 5 種類の手技療法動作の圧力変化は類似する可能性が示唆された.

7.4.4 時間に関する分析

表 7.14 に「3～5 秒かけてじっくり押す」の表現に対する各特徴量 (安定時間 (T_B), 加圧時間 (T_A) と安定時間 (T_B) の合計時間, 指圧時間 (T_{total})) の平均値, 個人差を示す各指示語ごとの個人内平均の標準偏差, 個人内の動作の再現性を示す個人内標準偏差の平均値を示す. いずれの指示語下でも一定のばらつきが見られ, 個人差や個人内差が見られた. 「3～5 秒かけてじっくり押す」の理想的な安定時間 (T_B) を 4 秒とし, 試行結果と理想

表 7.17: 「3 秒かけてゆっくり押し, 3 秒かけて指の力を抜きながら戻す」における被験者ごとの加圧時間 (T_A), 減圧時間 (T_C), 圧力増加時間 (T_D), 圧力減少時間 (T_E) の平均二乗誤差 (MSE)

	実験参加者 1	実験参加者 2	実験参加者 3
T_A	0.16	0.33	4.06
T_C	0.17	0.50	2.05
T_D	0.44	0.27	3.74
T_E	0.05	0.07	1.90

値との差を用いて各々の分析項目の平均二乗誤差 (MSE) を算出した結果, MSE が 9.75 となった. また, 「3~5 秒かけてじっくり押し」の理想的な加圧時間 (T_A) と安定時間 (T_B) の合計時間を 4 秒とし, 試行結果と理想値との差を用いて各々の分析項目の平均二乗誤差 (MSE) を算出した結果, MSE が 1.12 となった. さらに, 「3~5 秒かけてじっくり押し」の理想的な指圧時間 (T_{total}) を 4 秒とし, 試行結果と理想値との差を用いて各々の分析項目の平均二乗誤差 (MSE) を算出した結果, 5.81 となり理想値と一定の誤差があることが明らかとなった. 表 7.15 に被験者ごとの, 各特微量の理想値との平均二乗誤差を示す. この結果から, 実験参加者 1 は「3~5 秒」という秒数に関する表現は指圧時間 (T_{total}) を表現していると認識している可能性が高く, 最も平均二乗誤差が小さい値を示す結果となった. 実験参加者 2 と実験参加者 3 は「3~5 秒」という秒数に関する表現は加圧時間 (T_A) と安定時間 (T_B) 合計時間を表現していると認識されており, 最も平均二乗誤差が小さい値を示す結果となり, 約 4 秒指圧を行った後に力を抜いている可能性が示唆された.

表 7.16 に「3 秒かけてゆっくり押し, 3 秒かけて指の力を抜きながら戻す」という表現に対する各特微量 (加圧時間 (T_A), 減圧時間 (T_C), 圧力増加時間 (T_D), 圧力減少時間 (T_E)) の平均値, 個人差を示す各指示語ごとの個人内平均の標準偏差, 個人内の動作の再現性を示す個人内標準偏差の各特微量の平均値を示す. いずれの指示語下でも一定のばらつきが見られ, 個人差や個人内差が確認された. 「3 秒かけてゆっくり押し, 3 秒かけて指の力を抜きながら戻す」の理想的な加圧時間 (T_A) と減圧時間 (T_C), 圧力増加時間 (T_D), 圧力減少時間 (T_E) を各々 3 秒とし, 試行結果と理想値との差を用いて各々の分析項目の平均二乗誤差 (MSE) を算出した結果, 加圧時間 (T_A) が 1.48, 減圧時間 (T_C) が 0.67 となり, 理想値と一定の誤差があることが明らかになった. また, 「3 秒かけてゆっくり押し, 3 秒かけて指の力を抜きながら戻す」の理想的な加圧時間 (T_A) と減圧時間 (T_C), 圧力増加時間 (T_D), 圧力減少時間 (T_E) を各々 3 秒とし, 試行結果と理想値との差を用いて各分析項目の平均二乗誤差 (MSE) を算出した. その結果, 加圧時間 (T_A) が 1.48, 減圧時間 (T_C) が 0.67, 圧力増加時間 (T_D) が 1.51, 圧力減少時間 (T_E) が 0.90 となり, 理想値と一定の誤差があることが明らかとなった. 表 7.17 に被験者ごとの各特微量の理想値との平均二乗誤差を示す. この結果から, 実験参加者 2 と実験参加者 3 は「3 秒かけてゆっくり押し, 3 秒かけて指の力を抜きながら戻す」という表現を圧力増加時間 (T_D), 圧力減少時間 (T_E) が 3 秒であると認識している可能性が示唆された.

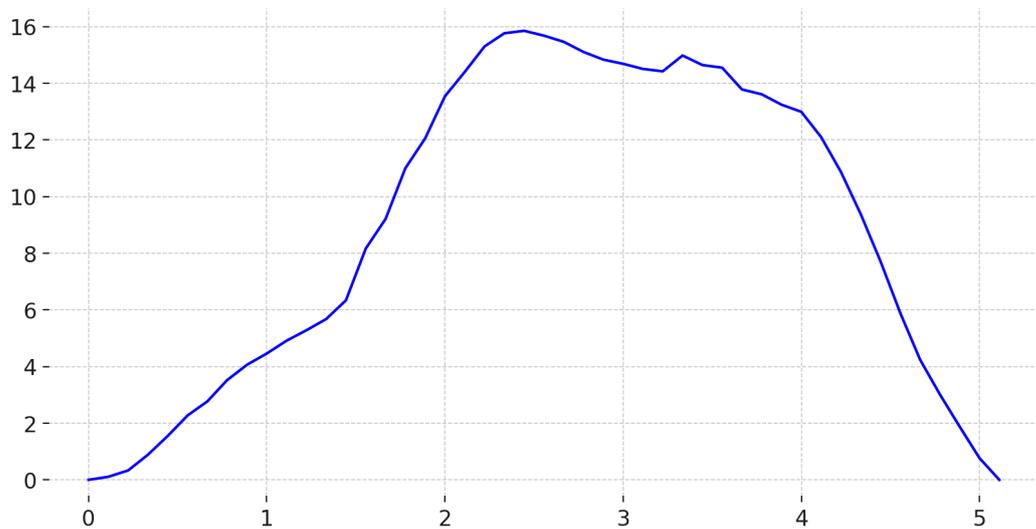


図 7.3: 「3 秒～5 秒かけてじっくりと押す」の表現に対する動作の可視化図，縦軸：圧力 (N) 横軸：時間 (s)

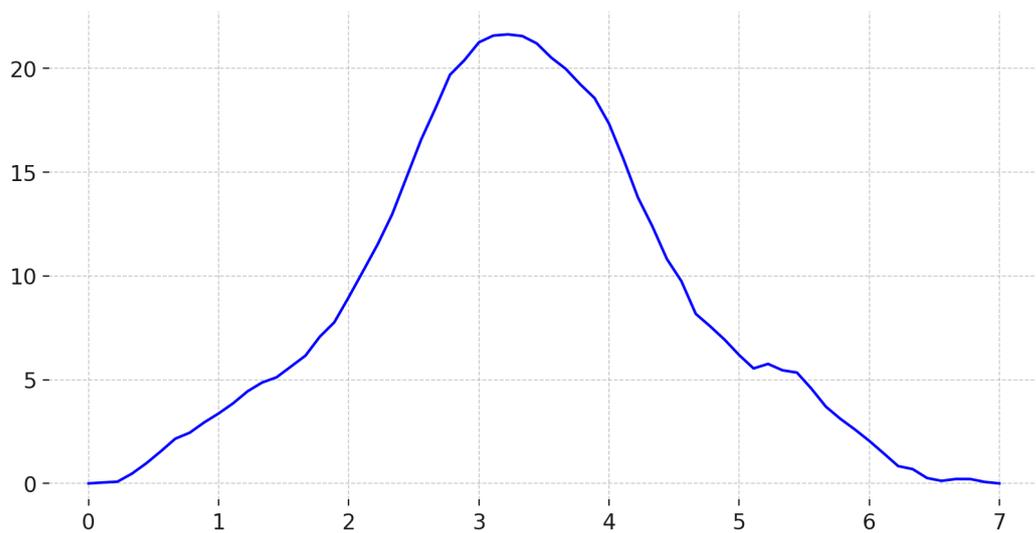


図 7.4: 「3 秒かけてゆっくり押し，3 秒かけて指の力を抜きながら戻す」の表現に対する動作の可視化図，縦軸：時間 (s)

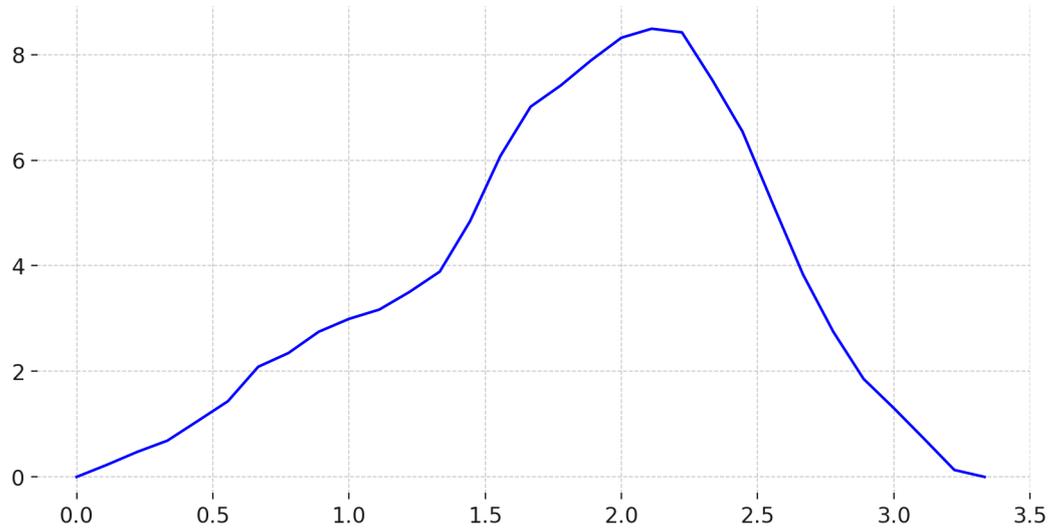


図 7.5: 「じんわり圧をかけて押す」の表現に対する動作の可視化図, 縦軸: 圧力 (N) 横軸: 時間 (s)

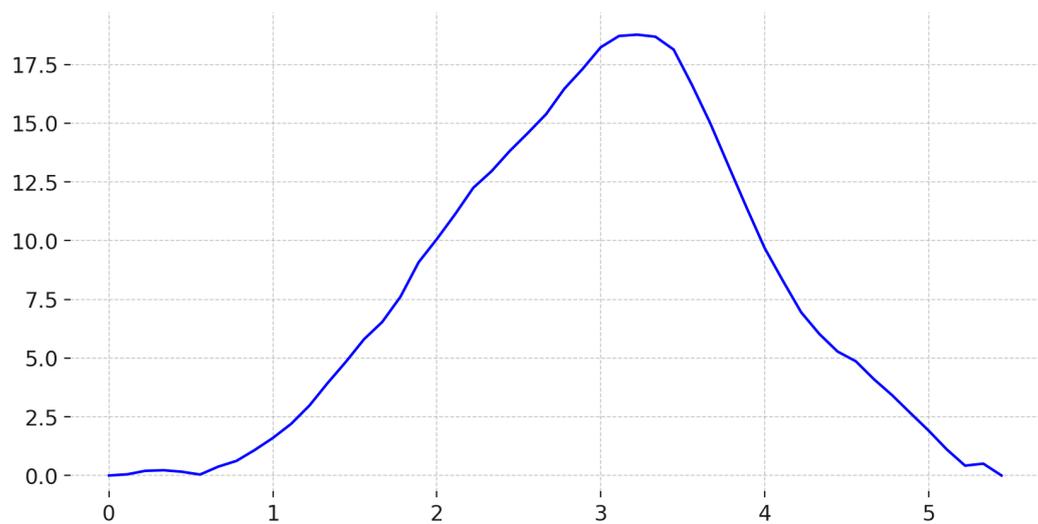


図 7.6: 「グーッと押す」の表現に対する動作の可視化図, 縦軸: 圧力 (N) 横軸: 時間 (s)



図 7.7: 「柔らかく押す」の表現に対する動作の可視化図, 縦軸: 圧力 (N) 横軸: 時間 (s)

8 議論

8.1 手技療法指導のあり方の検討

8.1.1 主観的な表現を活用する手技療法指導

7章で行った手技療法動作指示語から対象者が想起した手技療法動作（e.g., 力の強さ, 力の角度, 圧力変化, 指圧時間）の定量的分析により, 伝達したい動作に対して効果的な手技療法指示語を選定できる. 手技療法指示語の選定基準は大きく, (1) どのような手技療法動作（e.g., 力の強さ, 力の角度, 圧力変化, 指圧時間）を学習者に行ってほしいか, (2) 動作の個人差が小さい表現を選定する, の2つに分けられる. 具体的には, (1) 指導者が弱い指圧を学習者に指示する際に, 「柔らかく押す」「少ない刺激で押す」「弱めに押す」「軽い刺激で押す」が選定される. 次に, (2) 「軽い刺激で押す」「柔らかく押す」「弱めに押す」「少ない刺激で押す」の順で個人差が小さいため, 「軽い刺激で押す」という表現を選定する. これにより, 弱い指圧動作を指導する際, 学習者と指導者の意図する動作の認識の差異を小さくすることが可能である.

8.1.2 手技療法定量化システムを活用する手技療法指導

従来の手技療法動作の指導方法（e.g., 主観的な表現による伝達, 動作の観察を促すことによる伝達）に加え, 手技療法動作定量化システムを活用することで, 手技療法指導の質向上に寄与できると考えられる. 本節では, まず, 手技療法定量化システムの指導への活用方法について説明し, 従来の手技療法動作の指導方法と, 手技療法動作定量化システムを活用した指導方法の利点と欠点について整理する.

手技療法技術定量化システムは, 指圧動作の力の強さや角度, 圧力変化, 時間に関する情報を定量化する役割を担う. 本研究では, 実装したセンサアレイのセンサ部（図8.1(1)参照）, センサ値から力の強さや角度をLSTMモデルを用いて推定する推定部（図8.1(2)参照）に, 力の強さや角度, 圧力変化, 時間に関する情報を定量化する可視化部（図8.1(3)参照）を加え, 手技療法定量化システムとし, 手技療法教育に活用することを想定している. まず, センサ部を被施術者の手技療法を行う対象部位の上部に設置し, センサから施術者の手技療法動作の時系列センサデータを取得する. 次に, 推定部を用いて, 取得した時系列データから手技療法動作の「力の強さ」「力の角度」に関する時系列データを推定する.

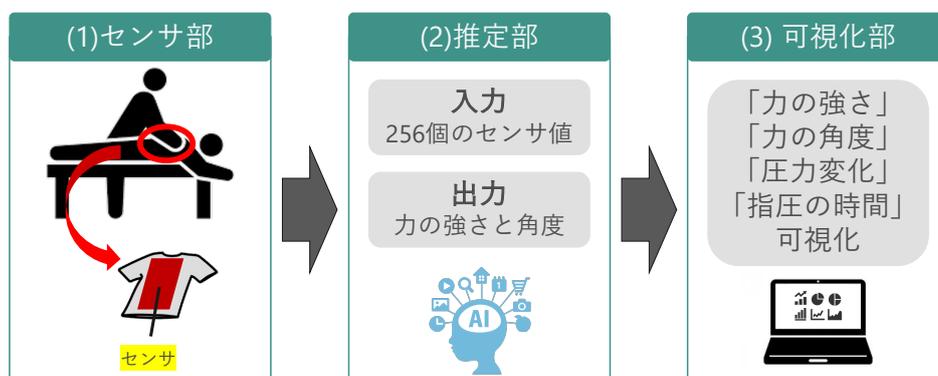


図 8.1: 提案システムの構成要素

表 8.1: 主観的な表現と手技療法動作定量化システムの比較

	主観的な表現	手技療法動作定量化システム
簡便性	機器を設置する必要がない	機器を設置する必要がある
直観性	直観的に理解可能	直観的な理解が困難
伝達精度	漠然とした動作を伝達	精密な動作を伝達可能
再現性の確認	確認ができない	確認可能

推定された時系列データを用いて、可視化部で力の強さや角度、圧力変化、時間に関する情報を可視化する。手技療法定量化システムでは学習者は指導者の動作の力の強さや角度、圧力変化、時間等の数値を確認し、自身の動作の数値との差異を少なくすることにより、動作の模倣が可能になる。さらに、これらの数値を参考にすることにより、学習者が指導者の意図した動作を正確に再現できているか確認することができる。

8.1.3 従来の指導方法と手技療法動作定量化システムを活用した指導方法

従来の手技療法動作の指導方法と、手技療法動作定量化システムを活用した指導方法の利点と欠点を表 8.1 に示す。従来の指導方法では、正確に伝達できない情報 (e.g., 精密な力の強さ, 精密な圧力変化) が存在しているため、学習者にとって理解が難しい場合も少なくない。さらに、学習者が指導者の意図した動作を正確に理解した場合であっても、その動作が再現できているか確認することが難しい。一方で、主観的な表現での指導は漠然とした動作のイメージ (e.g., 「早く押して」の場合, 直観的に素早い動きをイメージする) を直観的に理解することが可能である。また、機器を設置する必要がなく、伝達方法が簡便である。手技療法動作定量化システムを活用した指導方法では、こうした直観的で簡便な伝達は難しい。一方で、手技療法定量化システムでは従来の指導方法では正確に伝達できない動作の精密な力の強さ、精密な圧力変化等の情報を理解することができる。また、海老名ら [45] によると主観的な指示 (弱く, 普通の力で, 強くの 3 種類の指示) では指圧力は個人差がある一方で、指圧力を定量化するシステムを用いて、定量的指示を行った際、高い精度で目標値を再現できることが報告されている。さらに、これらの数値を参考にすることで、学習者が指導者の意図した動作を正確に再現できているか確認できる。これらの各指導方法の利点と欠点を踏まえ、学習者の特性等を考慮し指導方法を活用していくことで、手技療法指導の質向上に繋がると考えられる。具体的には、手技療法の初学者に対しては、従来の指導方法で主観的な表現で漠然とした動作のイメージをつかませることで基礎技能を習得させ、熟達者に対しては、定量化システムを活用し精密な技術を習得させることが考えられる。

8.2 今後の展望

8.2.1 手技療法動作定量化システム

6 章では、力の強さと角度の推定モデルを構築するにあたり、フォースゲージを用いて超軟質ウレタン樹脂をセンサとの接触部として加圧し、センサデータを収集した。そのため、本稿で試作したセンサアレイおよび推定モデルは、この接触部に近い特性 (e.g., 柔らかさ、

接触部の広さ)をもつユーザが使用した場合の力の強さと角度を高い確率で推定できる可能性は示されたが、異なる特性を持つユーザが使用した場合でも適切に推定することが可能か明らかになっていない。異なる柔らかさや大きさの接触部を用いて、センサデータを収集することで、モデルの汎用性を向上させることは今後の課題である。

8.1.2節で説明した手技療法定量化システムはセンサ部、推定部、可視化部の3要素から構成されているが、可視化部は本研究では実現していない。そのため、手技療法定量化システムを指導現場で活用するには、可視化部を実現する必要がある。この際、ユーザがどのように提示するのが適切であるか明らかにしなければならない。具体的には、表示される時間分解能、時間の幅、可視化形式などを適切なものを検討する必要がある。

開発した手技療法定量化システムは、指圧動作に着目し力の強さと角度に関する情報を定量化するものである。今後、センサアレイから取得したデータを用いて力の強さと角度に関する情報に加え、力を加えている位置を推定するモデルを構築することにより、指圧している場所がわかるだけでなく、なでる等の手技療法動作の定量化が可能になる。また、本システムは1.2節で説明した被施術者情報を定量化するためのものである。手技療法指導で伝達されている身体知は被施術者情報と施術者動作情報の2種類であり、施術者動作情報に着目したシステムはいまだに実現されていない。施術者動作情報である手の動きや形状を定量化する試みとして、モーションキャプチャや筋電センサを活用した研究が挙げられる[6][24]。しかし、モーションキャプチャを用いた場合、指圧によって手が被施術者の対象部位に接触するため、死角になり精度が低下することが懸念される。また、筋電センサを用いた場合、手技療法動作における指圧がセンサ値にノイズとして影響を及ぼす可能性が懸念される。そのため、施術者動作情報に着目した手技療法動作定量化システムが必要である。

8.2.2 手技療法動作に関する分析

7章で手技療法動作指示語から、対象者が想起した指圧動作(e.g.,力の強さ、力の角度、圧力変化、指圧時間)についての定量的分析を行った。今後は各特徴量に関する表現を増やし、主観的な表現ではどの程度の粒度で手技療法動作(e.g.,力の強さに関する指示語は「弱めの指圧力」「中程度の指圧力」「強めの指圧力」の3つの指圧力を伝達可能である)を伝達できるか検証を行う。実験対象者は3名は全員が手技療法の経験が2年以上であった。そのため、手技療法初心者を対象とした際の分析を行い比較することで、熟達者と初心者の手技療法の差異の分析が可能になる。また、分析結果より、「体重3kgくらいかけて押す」「面に向かって15度くらいの角度で押す」は、定量的表現を用いることで個人差が小さくなる可能性が示唆されたが、定量的表現の度合いによって、同じ結果が得られるか明らかになっていない。今後は、定量的表現を増やし、異なる度合いの表現においても個人差が小さくなるか確認することを検討する。また、他の手技療法動作として、なでる、もむ、叩く等の手技療法動作を対象とし、これらの動作に関連する手技療法動作指示語から、対象者が想起した動作を分析することを検討する。さらに、施術者動作情報に着目した手技療法動作指示語から、対象者が想起した動作(e.g.,手の動き、手の形状)を分析することも検討する。

手技療法定量化システムに加え、被験者の特性(e.g.,筋肉量、筋肉の疲労度、筋肉の硬

結)をセンシングできるシステム [36][55]¹を活用し、熟達者に手技療法を行ってもらおうことで、被施術者の特性と手技療法動作の対応関係を明らかにすることが可能である。これにより、熟達者が被験者の特性 (e.g., 筋肉量, 筋肉の疲労度) によって、どのような手技療法動作 (e.g., 力の強さ, 力の角度, 圧力変化, 指圧時間) を行っているかが明らかになる。こうした暗黙知を表出化することで、手技療法指導をより効果的に実施することが可能になると考えられる。

¹<https://www.ncp.co.jp/measee/> (2025/1/28 確認)

9 結論

本研究では被施術者情報に着目し、手技療法指導の質的向上の一助として、手技療法定量化システムを実現し、手技療法動作指示語から対象者が想起した手技療法動作を定量的に分析した。

手技療法定量化システムは256点の圧力を感知できる接触抵抗式感圧センサアレイを実装し、手技療法動作における圧力と角度の定量化を行った。このセンサアレイで取得したデータから力の強さと角度（x軸，y軸）をLSTMにより推定するモデルを構築し、精度検証を行った。その結果、平均二乗誤差は圧力値が5.19，x軸角度が8.30，y軸角度が11.74であることが示された。また，LSTMモデルの有用性を検証するため，同様のモデルをRNNを用いて構築し，精度比較を行ったところ，圧力値，x軸角度，y軸角度，各々のMSEと R^2 スコアにおいて，LSTMがより良い精度を示した。これにより，ヒステリシスの存在する接触抵抗方式センサの圧力や角度の推定において，LSTMを用いることで推定精度が高くなる可能性が示唆された。

手技療法動作指示語が指圧動作に及ぼす影響を明らかにするため，手技療法定量化システムを用いて，手技療法動作指示語から，対象者が想起した手技療法動作（e.g., 力の強さ，力の角度，圧力変化，指圧時間）の定量的分析を行った。専門家3名を対象に手技療法動作定量化システムに対して15種類の指示語に基づく指圧動作を行ってもらい，圧力・角度のデータを取得し，分析を行った。その結果，多くの指示語間で手技療法動作指示語から対象者が想起した手技療法動作が有意に異なるペアが確認された。また，力の強さに関する指示語は漠然とした指圧力を伝達できるものの，詳細な指圧力の伝達が難しい可能性が示唆された。さらに，15個全ての手技療法動作指示語において，一定のばらつきが見られ，個人差や個人内差が見られた。「体重3kgくらいかけて押す」「面に向かって15度くらいの角度で押す」は，定量的表現を用いることで個人差が小さくなる可能性が示唆された。

今後は，各特徴量に関する表現を増やし，主観的な表現ではどの程度の粒度で手技療法動作を伝達できるか検証を行う。この際，定量的表現も増やし，異なる度合いの表現においても個人差が小さくなるか検証する。また，なでる，もむ，叩く等の他の手技療法動作を対象に，これらの動作に関連する手技療法動作指示語から，対象者が想起した動作を分析を行うことを検討する。さらに，施術者動作情報に着目した手技療法動作指示語から，対象者が想起した動作（e.g., 手の動き，手の形状）を分析することも検討する。

謝辞

本研究を纏めるにあたり、関西大学総合情報学部の松下光範教授には御指導、御鞭撻を賜りました。教授には学士課程の頃より御指導を賜り、研究会や他大学との研究交流など様々な場で発表し、議論を重ねる場を御提供いただきました。ゼミの説明会の際に先生がおっしゃった「高い学費を払っているなら、それに見合った能力をつけるべきだ」という言葉に感銘を受け、松下研究室を志望しました。それまでの私は学問に対して真剣に向き合えていませんでしたが、先生のもとで研究を進める中で、自ら考え、学ぶことの大切さを実感しました。先生の研究室を選んだからこそ、多くの貴重な経験を積み、学びに対する姿勢が大きく変わったと感じています。ここまで導いてくださったことに、心より感謝申し上げます。また、コロナ禍において、様々な活動が制限される中、研究に没頭する環境があったことにも感謝しております。社会人になってからも、先生から学んだことを活かし、必ず何かしらの形で恩返しをしたいと考えております。研究を通じて得た知識や経験を社会で役立てることはもちろん、後進の育成や研究室への貢献など、先生に少しでも還元できるよう努力してまいります。

明治大学総合数理学部先端メディアサイエンス学科の中村聡史教授ならびに関西学院大学理工学部人間システム工学科の片寄晴弘教授には、学士課程の頃より交流会や研究会の場で様々なご指摘をいただきました。心より感謝申し上げます。

関西大学の林貴宏教授、堀雅洋教授、山西良典教授には、議論を通じて自身では考えが及ばなかった点を的確にご指摘いただき、新たな気づきを得る貴重な機会をいただきました。先生方のご助言により、研究の視野が広がり、より深く思考する力を養うことができました。心より感謝申し上げます。

関西大学大学院総合情報学研究科知識情報学専攻の櫛力輔氏、岩本駿平氏、新川晴紀氏、杉原昂紀氏、畑玲音氏、林沙也加氏、藤川雄翔氏には、6年間の研究室生活において様々な点でお世話になりました。共に過ごした時間はかけがえのないものであり、楽しい話をたくさんできたこと、苦しいことを一緒に乗り越えたこと、そして私がおかしなことを言っても一緒に笑ってくれたこと、すべてが大切な思い出です。皆さんとともに過ごした日々があったからこそ、研究を続けることができた実感しています。心から感謝申し上げます。

研究室生活を送る上でお世話になった松下研究室の10期生、11期生、12期生、13期生、14期生、15期生、16期生の皆様に深く感謝申し上げます。特に樋口友梨穂氏、山本京佳氏、森岡真由氏、には多くの相談に乗っていただき、心より感謝申し上げます。

東岡秀樹氏、吉田真紘氏には、研究の合間の貴重な休憩時間に、さまざまな何気ない会話を交わし、和やかなひとときを共有させていただきました。そうした気軽な会話が、研究に取り組む上で心の余裕を生み出し、大きな支えとなりました。お二人との交流を通じて、研究生活がより充実したものとなったことに、心より感謝申し上げます。

森野穰氏には、数多くの研究相談に乗っていただき、私が抱えていた研究に対する疑問や不安に寄り添いながら、共に考える貴重な機会を提供していただきました。また、何度も食事をご一緒させていただき、帰り道では気兼ねなく会話を交わし、時には他愛のない話に笑い合うこともありました。こうしたひとときが、研究生活を続ける上で大きな支えとなりました。研究に真摯に向き合う時間と、心を解放し楽しく過ごす時間の双方を共有

できたことに、心より感謝申し上げます。

関西大学総合情報学部総情工房 MonoLab の長岡直美氏には、研究に関するさまざまな相談に乗っていただき、貴重な助言をいただいたことに深く感謝しております。また、研究が多忙な時期には、私が研究に専念できるよう対応してくださり、業務を引き受けてくださったことにも心より感謝申し上げます。さらに、研究の合間の休憩時間にはご一緒に大谷翔平選手の活躍を観戦し、束の間の楽しいひとときを共有できたことも、かけがえのない思い出となりました。こうした温かい支えがあったからこそ、研究に集中することができました。誠にありがとうございました。

本研究の遂行にあたり、関西大学医工薬連携研究費の支援を受けた。記して謝意を表す。

最後に、6年間の学生生活を支えていただいた両親と兄に、心から感謝の意を記して謝辞と致します。これまで、私の考えを常に尊重し、どのような選択に対しても肯定的に受け止め、支えてくれたことに深く感謝しております。また、研究に行き詰まったときには相談に乗ってくれ、親身になって話を聞いてくれたことが、大きな励みとなりました。こうした温かい支えがあったからこそ、私は研究に打ち込むことができました。社会人となるこれからは、これまで支えてもらった恩を少しずつでも返していけるよう努めてまいります。自分自身の力で歩いていく姿を見せることが、何よりの恩返しになると考えております。これからも感謝の気持ちを忘れず、精進してまいります。

参考文献

- [1] Akiba, T., Sano, S., Yanase, T., Ohta, T. and Koyama, M.: Optuna: A next-generation hyperparameter optimization framework, *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining*, pp. 2623–2631 (2019).
- [2] Al-Ghabban, A. S., Al-Sahib, N. K. A. and Sattar, M. A.: The behaviour of different design of flexible force sensor based velostat during implementation of static load with different contact area, *Periodicals of Engineering and Natural Sciences*, Vol. 10, No. 2, pp. 65–73 (2022).
- [3] Barba, R., De Madrid, Á. and G. Boticario, J.: Development of an Inexpensive Sensor Network for Recognition of Sitting Posture, *International Journal of Distributed Sensor Networks*, Vol. 2015, p. 969237 (2015).
- [4] Bhar, I. and Mandal, N.: Design of a Wireless Passive Pressure Measurement System Using Piezoresistive Materials, *IEEE Sensors Journal*, Vol. 22, No. 22, pp. 21518–21526 (2022).
- [5] Castro, F., Pentiado, T., Blanco, J., Xavier, R., Sanches, M. and de Carvalho, A.: Crosstalk Error Analysis in IIDFC Readout Circuit for Use in Piezoresistive Composite, *IEEE Sensors Journal*, Vol. 18, No. 1, pp. 382–389 (2018).
- [6] Ceolini, E., Frenkel, C., Shrestha, S. B., Taverni, G., Khacef, L., Payvand, M. and Donati, E.: Hand-gesture recognition based on EMG and event-based camera sensor fusion: A benchmark in neuromorphic computing, *Frontiers in neuroscience*, Vol. 14, p. 637 (2020).
- [7] Chen, H., Jing, Y., Lee, J.-H., Liu, D., Kim, J., Chen, S., Huang, K., Shen, X., Zheng, Q., Yang, J., Jeon, S. and Kim, J.-K.: Human skin-inspired integrated multidimensional sensors based on highly anisotropic structures, *Materials Horizons*, Vol. 7, No. 9, pp. 2378–2389 (2020).
- [8] Chen, S., Li, M., Huang, Y., Xu, H., Gu, G. and Guo, X.: Matrix-Addressed Flexible Capacitive Pressure Sensor With Suppressed Crosstalk for Artificial Electronic Skin, *IEEE Transactions on Electron Devices*, Vol. 67, No. 7, pp. 2940–2944 (2020).
- [9] Fan, B., Chen, S., Gao, J. and Guo, X.: Accurate Recognition of Lightweight Objects With Low Resolution Pressure Sensor Array, *IEEE Sensors Journal*, Vol. 20, No. 6, pp. 3280–3284 (2020).
- [10] Fatema, A., Chauhan, S., Gupta, M. D. and Hussain, A. M.: Investigation of the Long-Term Reliability of a Velostat-Based Flexible Pressure Sensor Array for 210 Days, *IEEE Transactions on Device and Materials Reliability*, Vol. 24, No. 1, pp. 41–48 (2024).

- [11] Fatema, A., Kuriakose, I., Devendra, D. and Hussain, A. M.: Investigation of the Mechanical Reliability of a Velostat-based Flexible Pressure Sensor, *2022 IEEE International Conference on Flexible and Printable Sensors and Systems (FLEPS)*, pp. 1–4 (2022).
- [12] Fatema, A., Navnit, A., Devendra, D. and Hussain, A. M.: A Combined Capacitance and Resistance Digital Readout Circuit for Sensory Nodes, *2021 IEEE Sensors*, pp. 1–4 (2021).
- [13] Giovanelli, D. and Farella, E.: Force sensing resistor and evaluation of technology for wearable body pressure sensing, *Journal of Sensors*, Vol. 2016, No. 1, p. 9391850 (2016).
- [14] Hopkins, M., Vaidyanathan, R. and McGregor, A. H.: Examination of the Performance Characteristics of Velostat as an In-Socket Pressure Sensor, *IEEE Sensors Journal*, Vol. 20, No. 13, pp. 6992–7000 (2020).
- [15] Lakshmanan, L., Gupta, M. D., Fatema, A. and Hussain, A. M.: Characterisation and Quantification of Crosstalk on a Velostat-Based Flexible Pressure Sensing Matrix, *2023 IEEE International Conference on Flexible and Printable Sensors and Systems (FLEPS)*, No. 1-4 (2023).
- [16] Lee, H.-K., Chang, S.-I. and Yoon, E.: A flexible polymer tactile sensor: Fabrication and modular expandability for large area deployment, *Journal of microelectromechanical systems*, Vol. 15, No. 6, pp. 1681–1686 (2006).
- [17] Liang, G., Wang, Y., Mei, D., Xi, K. and Chen, Z.: Flexible capacitive tactile sensor array with truncated pyramids as dielectric layer for three-axis force measurement, *Journal of Microelectromechanical systems*, Vol. 24, No. 5, pp. 1510–1519 (2015).
- [18] Liaw, D.-J., Wang, K.-L., Huang, Y.-C., Lee, K.-R., Lai, J.-Y. and Ha, C.-S.: Advanced polyimide materials: Syntheses, physical properties and applications, *Progress in Polymer Science*, Vol. 73, No. 7, pp. 907–974 (2012).
- [19] Lohse, K. R., Sherwood, D. E. and Healy, A. F.: How changing the focus of attention affects performance, kinematics, and electromyography in dart throwing, *Human movement science*, Vol. 29, No. 4, pp. 542–555 (2010).
- [20] Medrano-Sánchez, C., Igual-Catalán, R., Rodríguez-Ontiveros, V. H. and Plaza-García, I.: Circuit Analysis of Matrix-Like Resistor Networks for Eliminating Crosstalk in Pressure Sensitive Mats, *IEEE Sensors Journal*, Vol. 19, No. 18, pp. 8027–8036 (2019).
- [21] Pan, L., Chortos, A., Yu, G., Wang, Y., Isaacson, S., Allen, R., Shi, Y., Dauskardt, R. and Bao, Z.: An ultra-sensitive resistive pressure sensor based on hollow-sphere microstructure induced elasticity in conducting polymer film, *Nature Communications*, Vol. 5, No. 1, p. 3002 (2014).
- [22] Polanyi, M.: *Personal knowledge*, Routledge (2012).

- [23] Porter, J. M., Wu, W. F., Crossley, R. M., Knopp, S. W. and Campbell, O. C.: Adopting an external focus of attention improves sprinting performance in low-skilled sprinters, *The Journal of Strength & Conditioning Research*, Vol. 29, No. 4, pp. 947–953 (2015).
- [24] real-time hand shape, M. and motion capture using multi-modal data: Zhou, Yuxiao and Habermann, Marc and Xu, Weipeng and Habibie, Ikhsanul and Theobalt, Christian and Xu, Feng, *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 5346–5355 (2020).
- [25] Salibindla, S., Ripoche, B., Lai, D. T. H. and Maas, S.: Characterization of a new flexible pressure sensor for body sensor networks, *2013 IEEE Eighth International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing*, pp. 27–31 (2013).
- [26] Savitzky, A. and Golay, M. J.: Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures., *Analytical chemistry*, Vol. 36, No. 8, pp. 1627–1639 (1964).
- [27] Sun, X., Wang, C., Chi, C., Xue, N. and Liu, C.: A highly-sensitive flexible tactile sensor array utilizing piezoresistive carbon nanotube–polydimethylsiloxane composite, *Journal of micromechanics and microengineering*, Vol. 28, No. 10, p. 105011 (2018).
- [28] Suprpto, S., Setiawan, A., Zakaria, H., Adiprawita, W. and Supartono, B.: Low-Cost Pressure Sensor Matrix Using Velostat, *2017 5th International Conference on Instrumentation, Communications, Information Technology, and Biomedical Engineering (ICICI-BME)*, pp. 137–140 (2017).
- [29] Tihak, A. and Bošković, D.: Experimental evaluation of challenges in designing a resistive pressure sensors, *IEEE EUROCON 2019 -18th International Conference on Smart Technologies*, pp. 1–6 (2019).
- [30] Tiwana, M. I., Redmond, S. J. and Lovell, N. H.: A review of tactile sensing technologies with applications in biomedical engineering, *Sensors and Actuators A: physical*, Vol. 179, pp. 17–31 (2012).
- [31] Wang, H., Wang, W., Kim, J. J., Wang, C., Wang, Y., Wang, B., Lee, S., Yokota, T. and Someya, T.: An optical-based multipoint 3-axis pressure sensor with a flexible thin-film form, *Science Advances*, Vol. 9, No. 36, p. eadi2445 (2023).
- [32] Wulf, G., Dufek, J. S., Lozano, L. and Pettigrew, C.: Increased jump height and reduced EMG activity with an external focus, *Human movement science*, Vol. 29, No. 3, pp. 440–448 (2010).
- [33] Wulf, G., Höß, M. and Prinz, W.: Instructions for motor learning: Differential effects of internal versus external focus of attention, *Journal of motor behavior*, Vol. 30, No. 2, pp. 169–179 (1998).

- [34] Wulf, G., Lauterbach, B. and Toole, T.: The learning advantages of an external focus of attention in golf, *Research Quarterly for Exercise and Sport*, Vol. 70, No. 2, pp. 120–126 (1999).
- [35] Xu, W., Huang, M.-C., Amini, N., He, L. and Sarrafzadeh, M.: eCushion: A Textile Pressure Sensor Array Design and Calibration for Sitting Posture Analysis, *IEEE Sensors Journal*, Vol. 13, No. 10, pp. 3926–3934 (2013).
- [36] You, Y., Liu, Y. and Ji, Z.: Human Digital Twin for Real-Time Physical Fatigue Estimation in Human-Robot Collaboration, *2024 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*, pp. 1–6 (2024).
- [37] Yuan, L., Qu, H. and Li, J.: Velostat sensor array for object recognition, *IEEE Sensors Journal*, Vol. 22, No. 2, pp. 1692–1704 (2021).
- [38] Zachry, T., Wulf, G., Mercer, J. and Bezodis, N.: Increased movement accuracy and reduced EMG activity as the result of adopting an external focus of attention, *Brain research bulletin*, Vol. 67, No. 4, pp. 304–309 (2005).
- [39] Zhang, C., Zhang, R., Ji, C., Pei, Z., Fu, Z., Liu, Y., Sang, S., Hao, R. and Zhang, Q.: Bioinspired crocodile skin-based flexible piezoelectric sensor for three-dimensional force detection, *IEEE Sensors Journal*, Vol. 23, No. 18, pp. 21050–21060 (2023).
- [40] 阿部山徹: 健康寿命の延伸に向けて, 技術報告 180, 一般社団法人 JA 共済総合研究所 (2022).
- [41] 矢部京之助, 大筑立志, 笠井達哉: 入門運動神経生理学ヒトの運動の巧みさを探る, 志村出版 (2003).
- [42] 金山篤樹, 南真由香, 有原和, 武貞ゆりか, 大前麻希, 笹田啓太, 三上紘哉, 藪田拓武, 山本沙紀, 岩田晃: 未習熟課題に対する継続的な Internal Focus 指示の効果について, *理学療法科学*, Vol. 36, No. 1, pp. 29–34 (2021).
- [43] 金田有美子, 葛山元基, 小林武雅, 古谷美帆, 吉田大記, 成命奇, 勝平純司: 平行棒を使用した立ち上がり動作時の関節モーメントの分析, *理学療法科学*, Vol. 21, No. 3, pp. 227–232 (2006).
- [44] 金子元彦, 村木征人, 伊藤浩志: 打動作における主観的努力度と客観的達成度の対応関係: バドミントンのスマッシュに着目して (体育方法), *日本体育学会大会号*, Vol. 49, p. 572 (1998).
- [45] 海老名光希, 後藤充裕, 瀬下仁志: 遠隔触診に向けた程度副詞指示に対する指圧力個人差および定量的指示下での指圧力再現性に関する検証, *電子情報通信学会 HCG シンポジウム 2024 論文集*, pp. C-4-1 (2024).

- [46] 北尾浩和, 来田宣幸, 深田智, 中本隆幸, 小島隆次, 萩原広道, 野村照夫: 言語的な動作指示の違いがパフォーマンスに及ぼす影響, 日本感性工学会論文誌, pp. TJSKE-D-17-00039 (2017).
- [47] 北尾浩和, 来田宣幸, 深田智, 中本隆幸, 小島隆次, 萩原広道, 野村照夫: 言語的な動作指示の違いがパフォーマンスに及ぼす影響, 日本感性工学会論文誌, pp. TJSKE-D-17-00039 (2017).
- [48] 山本澄子: 身体運動のバイオメカニクス, 理学療法科学, Vol. 18, No. 3, pp. 109-114 (2003).
- [49] 諏訪正樹: 身体知獲得のツールとしてのメタ認知的言語化, 人工知能, Vol. 20, No. 5, pp. 525-532 (2005).
- [50] 山下達也, 中尾恵, 松田哲也: つまみ及びつかみ操作における指先の動的特徴量に関する定量分析, 生体医工学, Vol. 57, No. 2-3, pp. 68-74 (2019).
- [51] 長久保晶彦: 柔軟な触覚センサ～実利用に向けて, 日本ロボット学会誌, Vol. 37, No. 5, pp. 401-404 (2019).
- [52] 福永哲夫, 湯浅景元: コーチングの科学, 朝倉書店 (1986).
- [53] 矢野忠, 安野富美子, 藤井亮輔, 鍋田智之: あん摩マッサージ指圧療法, 鍼灸療法に対する受療者の評価に関する調査 (後編), 医道の日本, Vol. 79, No. 7, pp. 180-187 (2020).
- [54] 田中遼祐, 岡夏樹, 田中一品: ソーシャルタッチにおける多様な接触動作を即時識別する柔軟なセンサの開発, インタラクション 2024, Vol. INT24006, pp. 50-59 (2024).
- [55] 白井礼, 水戸和幸, 板倉直明, 水野統太: 多チャンネル表面筋電図による静的および動的運動時の筋疲労評価, 電気学会論文誌C (電子・情報・システム部門誌), Vol. 136, No. 12, pp. 1773-1778 (2016).
- [56] 大塚和宏, 徳山和宏, 榎田良平: リハビリテーションのためのコーチングスキル, 理学療法学, Vol. 35, No. 4, pp. 159-163 (2008).