

接触抵抗式感圧センサを用いた手技療法動作の定量化

田中 瑠慧^{1,a)} 松下 光範^{1,b)}

概要: 手技療法の指導の際、指導者の身体感覚は主観的な表現を用いることや学習者に動作観察を促すことにより伝達されている。この伝達方法では、精密な力の強さ、力の角度、力の強弱の変化などの情報が正確に伝達できておらず、学習者によって動作の理解や再現が難しい場合も少なくない。そこで、本研究では身体的感覚に基づいた力の強さや角度を定量化する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することを目指す。本稿では 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う。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。

1. はじめに

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）は怪我や疲労に伴う身体的不調の回復・緩和を行う専門家（e.g., あん摩マッサージ指圧師、柔道整復師、理学療法士）の中で広く活用されている。急速な高齢化の進行に伴ってこうした専門家の需要は高まっており、従事者の数も増加傾向にある。一方で、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^{*1}や施術の質の低下 [24] が懸念されており、指導方法の改善が必要である [22]。手技療法を効果的に指導するためには、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）を正確に学習者に伝達する必要がある。現状の手技療法指導として、指導者の身体感覚は主観的な表現を用いることや学習者に動作観察を促すことにより伝達されている。これらの方法では、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。

このような問題に対して、本研究では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、身体的感覚に基づいた力

の強さや角度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）を活用することで、手技療法指導の質向上に寄与することを目指す。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。これにより、従来の指導方法では正確に伝達できない情報を補完することが可能になる。この実現のためには、手技療法動作を定量化する枠組みが必要である。従来、「力の強さ」や「力の角度」を定量化するために、感圧センサと機械学習を併用した取り組みが行われている。しかし、これらを手技療法定量化システムとして用いた場合、手技療法に必要な圧力の測定範囲の不足や手技療法を実施する上で施術者の感触を損ねるなど、様々な問題が懸念される。

そこで、本稿では手技療法動作を定量化する上で必要な要件を整理し、それを満たすシステムの構築を試みる。提案システム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。

2. 関連研究

感圧センサは、抵抗感圧方式や静電容量方式、圧電素子方式、光学方式の 4 種類に細分化される。本章では各方式のセンサを用いた先行研究について概説する。

抵抗感圧方式を用いた試みとしては、Yuan らの研究 [20] や、Chen らの研究 [3] が挙げられる。Yuan らは、物体の

¹ 関西大学
Kansai University, 2-1-1 Ryozenji, Takatsuki, Osaka 569-1095, Japan
a) k801283@kansai-u.ac.jp
b) m_mat@kansai-u.ac.jp
^{*1} <https://www.mhlw.go.jp/content/10801000/000499148.pdf>
(2024/12/5 確認)

検出・識別のための 27 列 27 行計 729 点の圧力を検知可能なセンサアレイを実現した [20]. センサアレイは保護層 (1 層目, 7 層目), 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, 電気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 層を積層することで構成されている. 片方の導電層に配置された導電糸 27 本に順次印加し, 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り, 各検知点の信号を取得する. これにより, 729 点の圧力パターンを認識可能なシステムを実現した. また, Chen らは 3 つのサブセンサから構成される 3 軸の力を検知可能なセンサを実現した [3]. 3 つのサブセンサは各々が x 軸, y 軸, z 軸のいずれか一方の力の感度が高く, その他の方向の力に対しては感度が低い設計となっている. 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 軸の力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いる. これらを統合することで 3 軸の力を検知可能なシステムを実現した.

静電容量方式を用いた試みとして, Liang らは 3 軸の力が検知可能なセンサを実現した [10]. 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, 上部電極と下部電極層, 電極の間に配置されたピラミッド形状の誘電体層, 上部および下部電極を保護する PET 製の保護層, 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. 4 つのコンデンサの静電容量変化から 3 軸の力を算出することが可能である.

圧電素子方式を用いた試みとして, Zhang らは 3 軸の力を検知できるセンサを実現した [21]. 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, 電気信号を測定するための上部電極 1 個と側面電極 4 個, 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, 上部電極と下部電極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検知することができる. 水平方向に力が加わった場合, 上部電極と側部電極 5 個の電極間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. これらを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.

光学方式を用いた試みとして, Wang らは 3 軸の力が検知可能なセンサシートを実現した [18]. 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, 光学的な情報を検出するフレキシブルイメー

ジャーの 3 層を積層することで構成されている. フレキシブル面光源には, PDMS を光導波路が用いられており, 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. この光強度分布を解析することで垂直方向の圧力とせん断応力を推定することが可能である.

3. 手技療法動作定量化システムのデザイン

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つけ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墊に通う男性 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.

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 [20], ヒステリシスが大きいこと [14] や, 低圧測定が適しており [7], 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際, 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 [8]. 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 [6], 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 [14].
- 信号処理回路が単純でデータ収集が容易である. [12][14].
- 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 [5].
- 感度が高く, レスポンスが早い [14][17].
- 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な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 らの実装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 らのように, 3 軸

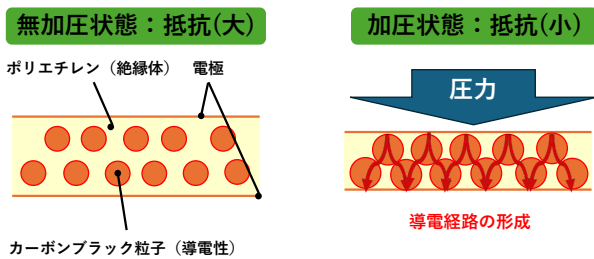


図 1 velostat の原理

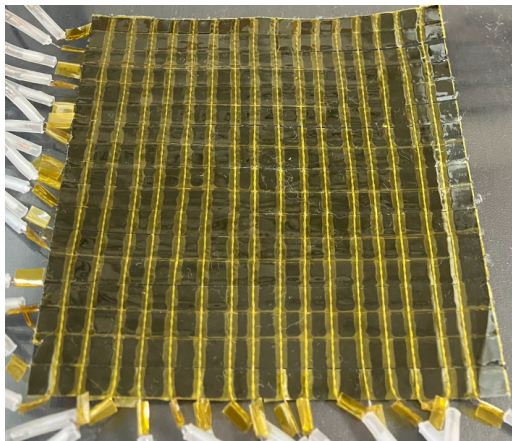


図 2 センサアレイの外観

の力が検知可能なセンサは「力の角度」を測定の上では有用である。しかし、これらのセンサは手技療法を実施する上で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ている。

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。この実現のために本稿ではまず、velostat を感圧素材として活用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、センサアレイで取得したデータから力の強さと角度を推定するモデルを構築する。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 [13][15] に限定されている。一方で、本稿では、クロストーク*2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 [10]、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を構築する。推定手法には、接触抵抗方式センサにはヒステリシス*3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。

*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 [9]。

*3 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 [23]。

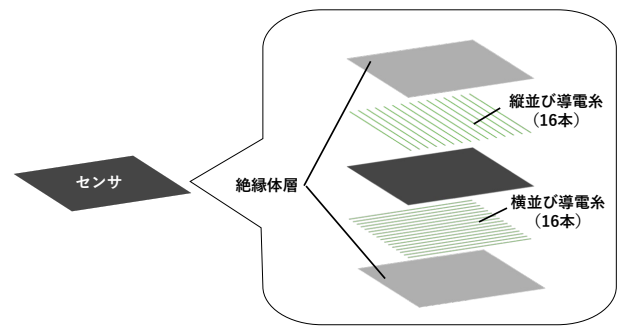


図 3 センサアレイの構成

4. センサアレイの実装

本研究では、velostat を用いた 16 行 16 列の計 256 点の圧力を感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。velostat は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ジット材料である [2]。図 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示す。一方で、加圧変形すると材料の導電性は増加し、電気抵抗が減少する。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を示す。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った大きく 2 つの要因によって引き起こされる [16]。これらの現象の影響により、素材の導電性が変化する。その抵抗値の変化を読み取ることで圧力を検知することが可能である。

4.2 センサアレイの構造

本研究ではマトリクス配線 [23] を活用した 16 行 16 列の計 256 点の圧力を感知可能なセンサアレイを設計した (図 2 参照)。

センサアレイは大きく 5 層から構成されている (図 3 参照)。第 1 層と第 5 層にはセンサアレイの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、電気絶縁性を持つ厚さ 0.0065mm のポリイミド [11] を採用し

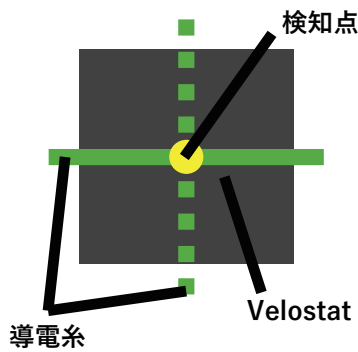


図 4 センサアレイの検知点

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 本が 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 本が 5mm 間隔で配置されている。導電糸は厚さが約 0.2mm、電気抵抗は 1.3 Ω /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。センサアレイは第 2 層と第 4 層の導電糸が交差する部分が検知点となっており、256 点の圧力を検知することが可能である (図 4 参照)。センサアレイの位置分解能は 5mm、縦幅 8.5cm、横幅 8.5cm、厚さは約 0.025mm (導電糸がない部分) ~ 0.065mm (導電糸 2 本が重なり合う部分) である。

4.3 信号処理回路

信号処理回路は、センサアレイ、シフトレジスタ、マルチプレクサ、センサアレイの抵抗変化を電圧変化に変換する分圧回路部、センサアレイから得られる信号を増幅するオペアンプ、これらを制御する Arduino Due から構成されている (図 5 参照)。

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、任意の圧力に対応する 256 点の電圧 (センサ値) を計測することが可能である。Arduino Due では、0~3.3V の入力電圧を 4096 段階でアナログ入力することが可能である。

5. クロストークの定量化

本章では、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

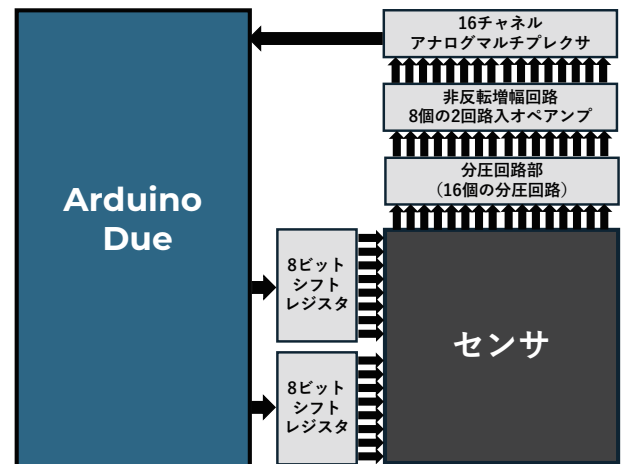


図 5 信号処理回路の構成

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。

5.1 クロストーク

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。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、圧力が任意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 [4][19]。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す。この現象が生じる原因は大きく 2 つある [20]。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、隣接する検知点へ電流が漏れる。2 つ目は、電流が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、隣接する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。

5.2 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 [9]。一方で、クロストークが存在する場合、加圧点以外の検知点での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

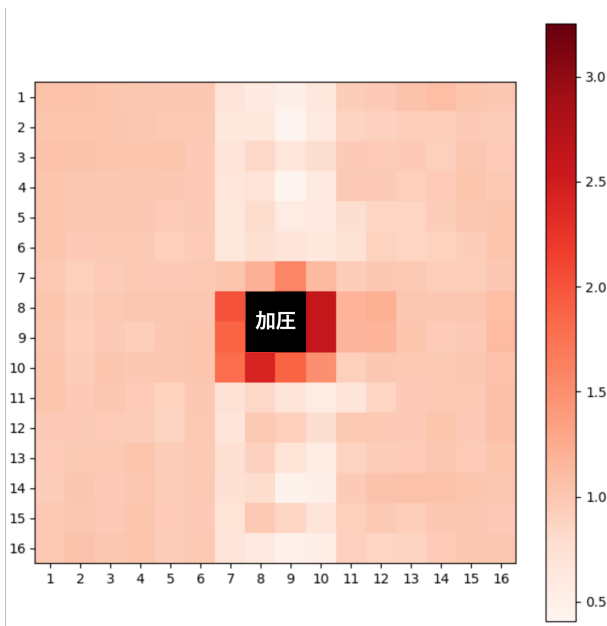


図 6 各検知点のセンサ値の変化

ジ (HP-300) を用いて、センサアレイに対して圧力を加えた。

- (2) 無加圧状態 (0 N)、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でセンサ値が変化しているか検証するために、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 点以外の検知点) 各々の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。

5.3 結果

加圧状態において加圧点以外でセンサ値が変化しているか検証するために、各検知点に対して各々の変化比率を算出し、可視化した結果を図 6 に示す。また、加圧された検知点以外 (252 点) のセンサ値が加圧によって有意に変化するか検証するため、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、各検知点で対応のある t 検

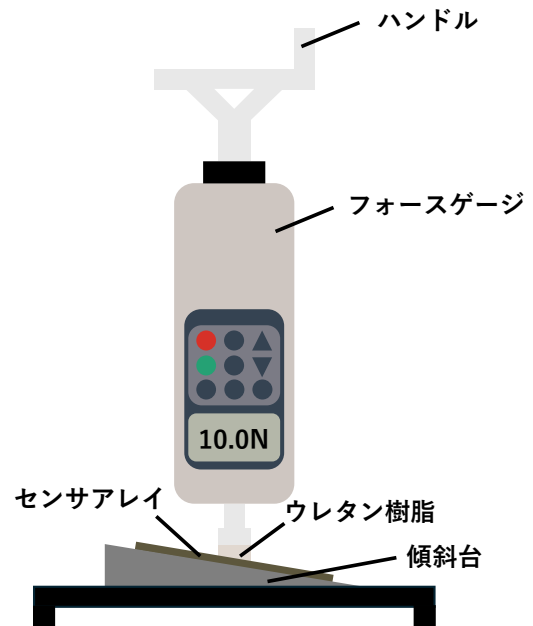


図 7 データ収集の環境

定 (両側検定) を行った。その結果、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) 以外では、無加圧状態と加圧状態で、センサ値に有意な差 ($p < 0.05$) が認められた。

6. 力の強さと角度の推定モデルの構築

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を構築する。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、推定手法は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。

6.1 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 7 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° の各角度の対して 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

表 1 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)	圧力		x 軸角度		y 軸角度	
	RNN	LSTM	RNN	LSTM	RNN	LSTM
0	1.42	0.73	34.89	6.98	13.51	3.62
0 ~ 10	2.81	2.63	29.50	8.41	19.92	11.31
10 ~ 20	14.52	9.08	24.92	8.36	25.39	11.27
20 ~ 30	17.18	13.00	8.85	2.80	8.95	0.59
30 ~ 40	18.12	7.80	10.50	6.48	5.51	2.26
40 ~ 50	78.71	53.65	20.69	2.51	4.93	3.04
50 ~	41.87	30.62	9.00	0.64	1.67	3.92

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サンプリング周波数 9 Hz で収集した。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 モデルの構築

6.1 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 RNN モデルと LSTM モデルを各々構築した。

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。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 の最適化は、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) を算出している。学習時に平均 2 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。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。

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。RNN モデルのモデル構築と同様の手順でハイパーパラメータの最適化を行った結果、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, タイムステップ数 19 の組み合わせが選定された。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。

6.3 結果

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。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 1 に、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を表 2 に、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を表 3 に示す。

7. 考察

7.1 クロストークの定量化

5.3 節で示した t 検定の結果から、クロストークの影響で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

表 2 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

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6参照）。さらに、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。

7.2 モデルの構築

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、各々の MSE と R² 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 [13][15] に限定されていた。本稿では、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。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。

圧力の推定において、圧力が 40 N を超えると、MSE が大きくなっている（表1参照）。この原因として、velostat

表 3 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

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、高圧時には飽和状態に近づく。そのため、高圧時はセンサ値の変化が小さくなったため、精度が低くなったと考えられる。

x 軸と y 軸の角度の推定においては、-30°、-40°、30°、40° の推定が他の角度と比べて、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。他にも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。

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においても、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、モデルの汎用性を検証することは今後の課題である。

8. おわりに

本稿では手技療法指導の質的向上の一助として、身体的感覚に基づいた力の強さや角度を定量化することを企図したセンサシステムを提案した。提案システムは、256 点の圧力を感知できる接触抵抗式感圧センサアレイで取得したデータに LSTM を適用することで、力の強さと角度 (x 軸、y 軸) を推定する。構築した推定モデルの MSE を算出した結果、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。

今後は、身体的感覚の伝達に用いられる言語表現と提案システムで定量化された手技療法動作の関係に着目し、手

技療法教育における効率的な手技伝達のあり方について検討していく。

謝辞

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。

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] 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).
- [3] 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).
- [4] 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).
- [5] 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).
- [6] 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).
- [7] 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).
- [8] 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).
- [9] 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).
- [10] 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).
- [11] 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).
- [12] 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).
- [13] Salibindla, S., Ripoché, 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).
- [14] 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).
- [15] 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).
- [16] 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).
- [17] 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).
- [18] 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).
- [19] 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).
- [20] Yuan, L., Qu, H. and Li, J.: Velostat sensor array for object recognition, *IEEE Sensors Journal*, Vol. 22, No. 2, pp. 1692–1704 (2021).
- [21] 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).
- [22] 篠原和也, 葛谷憲彦, 鈴木ゆい, 鹿田将隆: 理学療法士, 作業療法士, 言語聴覚士の臨床能力および技能を測定する評価ツールに関するナラティブレビュー, *日本保健科学学会誌*, Vol. 26, No. 3, pp. 150–160 (2023).
- [23] 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).
- [24] 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).