

ニッポン放送賞

学習と冗長性を活用しハードウェア損傷を補償する  
ソフトロボティクスの確立

東北大学工学研究科ロボティクス専攻 ニューロロボティクス研究室  
博士後期課程3年

杉山 拓

# 1. 緒 言

## 1.1 研究の背景

柔らかい素材からなるロボット、ソフトロボット(図1B)は、周囲の物体に対して受動的に自らを変形させることで、それらに適應することができる[1]。そして、ソフトセンサによるセンシングフィードバックを統合することで自身の連続的な変形に適應し、不確実な環境でも効果的に作業を遂行できる[2]。そのため、ソフトロボットは硬いロボットでは対応が困難だった、周辺からの外乱が不確定な環境におけるタスクに成功している[3, 4, 5]。例えば、デリケートな果物や野菜を傷つけずに収穫するための自動収穫ロボットや、産業・物流分野においても、従来のロボットでは難しかった不定形物や柔らかい素材を扱う作業が可能となった[6, 7]。このように、ソフトロボットは私たちの生活や産業のあらゆる場面で活躍し、従来のロボット技術では実現しえなかった柔軟性と安全性によって、我々の生活をより便利に、効率的にする可能性に満ちている。

ソフトロボットの応用分野には、アクチュエータやセンサの損傷がミッションに深刻な影響を与える可能性のある場面も含まれる。特に、人間による介入が不可能な環境では、その影響がより顕著となる。これには、例えば深海探査[8, 9]、宇宙ミッション[10, 11]、放射能汚染地域の調査[12]、捜索救助活動[13, 14]などが挙げられる。特に、捜索救助では、ソフトロボットを環境の危険から保護することが重要な要件とされている[3]。こうした背景から、複数のレビュー論文[15, 5, 16, 17]では、ソフトロボットの信頼性向上(損傷による機能喪失の防止や寿命延長)が今後の重要な研究領域であることが指摘されている。

一方で、ソフトアクチュエータとソフトセンサは、その柔らかさ故にどちらも損傷を受けやすい[18, 19, 20]。例えば、アクチュエータは鋭利な物体との接触や過剰な制御入力、疲労などで損傷し、その機能を失う[21, 22, 23]。ソフトセンサも外乱や過剰な負荷によって損傷し、センサ信号が歪んでしまい適切なフィードバックが不可能になってしまう[24, 25, 26]。この課題を解決するため、先行研究では主に以下の4つのアプローチが探求されてきた。(1) 自己修復可能な材料の使用[18, 27, 28]、(2) 材料の耐久性の向上[29, 30]、(3) アクチュエータなどのモジュール化を通じた交換による損傷の克服[31, 32]、(4) 機能的冗長性の活用[33, 34, 35, 36]。なお、ソフトセンサの損傷においては、特に(1)あるいは(4)のアプローチが主流である[37, 38]。

これらのアプローチをソフトロボットに実応用することを考えると、冗長性を利用することは特に有望である。なぜなら、冗長性を活用し影響を受けていないコンポーネントを用いることで、機能停止や外部からの介入無しでの自律的なハードウェア損傷の補償を実現できるからである。[39, 40]。一方で、自己修復は完了までに少なくとも数分を要する[41]。また、材料の改良は損傷を防ぐのに貢献するが、ベース材料が柔らかい以上、その耐久性の向上には限度がある。最後に、モジュール化のアプローチは、そもそもとして損傷からの回復に機能の一時停止と人間の介入を前提としている。先行研究では、この冗長性と、それを活用するコントローラあるいはオブザーバを統合することで、ハードウェア損傷の補償を実現してきた[42, 43, 44, 38, 45, 46]。

しかしながら、先行研究では、アクチュエータまたはセンサのいずれかの損傷のみが考慮されており、もう一方の機能は常に信頼できることが前提とされている。一方で、アクチュエータとセンサの両方が損傷することは、ソフトロボットの応用に於いては現実的なリスク

である [19, 44, 21, 26]。場合によっては、両方が同時に、あるいは完全に損傷することもある。さらに、複数のアクチュエータやセンサが同時に損傷することもある。したがって、これらの損傷シナリオを包括的に扱う損傷補償フレームワークの開発が必要である [47]。

## 1.2 研究の目的

本研究では、冗長性の活用によって、アクチュエータとセンサ両方の損傷に対して包括的な補償を実現するフレームワークを開発する (図1A)。このフレームワークによって、ソフトロボットは自身に生じた損傷に適応し、介入や機能停止なしに制御された自律的な挙動を維持することが初めて可能となる。本フレームワークは、冗長なアクチュエータを制御する逆静力学コントローラと、冗長なソフトセンサからの情報を統合し、ロボットの状態を推定する動的な変形推定器で構成されている (図1C)。

本論文2, 3, 4章は、筆者が投稿・出版した論文 [48, 49, 50, 51] の内容を元としている。また、これらの研究は英国ケンブリッジ大学 Bio-Inspired Robotics Laboratory との国際共同研究の成果である。

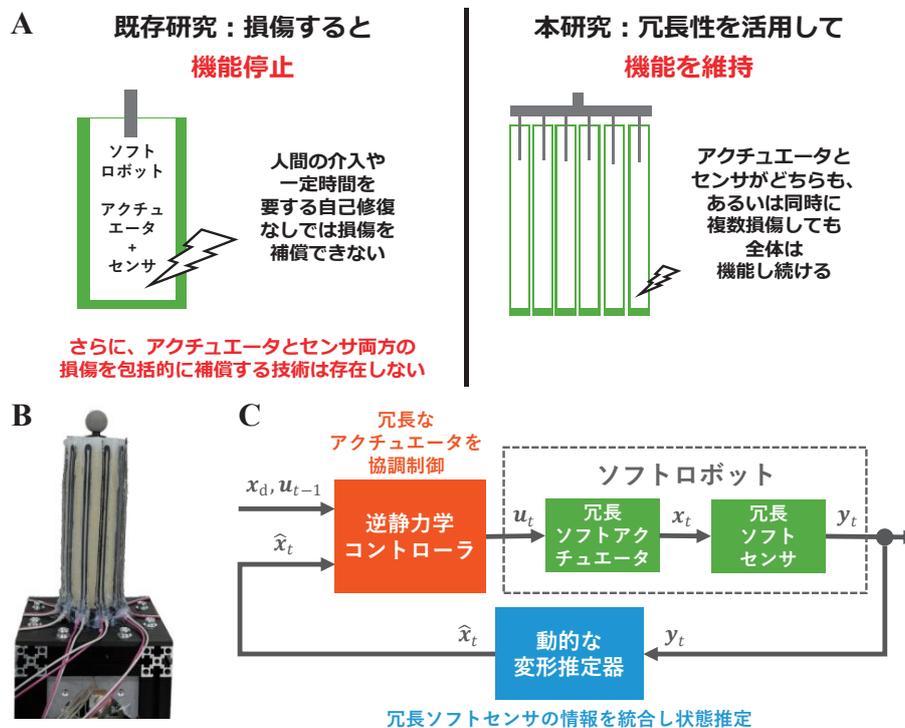


図1 (A) 本研究の新規性と貢献 (B) ソフトロボットの例。柔らかい素材から製作されるため、周囲の物体に対して受動的に自らを変形できる。(C) 提案するフレームワークの概略図

## 2. ソフトアクチュエータの損傷を許容する逆静力学コントローラ

### 2.1 コントローラの構成

逆静力学コントローラは、提案フレームワークのコントローラ部分を担い、冗長なアクチュエータの協調的な制御を行う。そして、アクチュエータの一部が損傷した時は、自律的に他の正常なアクチュエータへの制御能力を調整することで、損傷の補償と制御性能の維持を実現する。本手法は Thuruthel らが提案した手法 [52] を新たな方法で応用したものであり、Feedforward Neural Network (FNN) によって実装される。逆静力学コントローラは準静定仮定の下、以下の数式で表される：

$$\mathbf{u}_{i+1} = \mathbf{G}(\mathbf{x}_{t+1} - \mathbf{x}_i) + \mathbf{u}_i$$

ここで、 $t$  は制御ステップ、 $\mathbf{u}$  は制御入力、 $\mathbf{x}$  は制御対象のソフトロボットの状態（先端位置など）、 $\mathbf{G}$  はソフトロボットの逆ヤコビアンである。導出は筆者の論文 [49] に詳しい。そして、上記の式に基づいたマッピング  $(\mathbf{x}_{i+1}, \mathbf{x}_i, \mathbf{u}_i) \rightarrow (\mathbf{u}_{i+1})$  を FNN に学習させることで逆静力学コントローラとなる。そして、モーターバブリング信号（ある静的状態への遷移と一時停止を繰り返させる制御入力、つまりランプ入力とステップ入力の繰り返し） [52] を用いてソフトロボットを駆動させることで、学習データを収集する。

逆静力学コントローラは、ニューラルネットワークの汎化能力を活用し、局所的なヤコビアンを逆を反復的に計算することで、ソフトロボットを目標とする状態へと収束させることができる [49]。ここで、FNN は冗長なアクチュエータの多様な協調動作パターンを含むデータセットで事前に学習されている。その結果、FNN は現在のソフトロボットの状態、次の目標状態  $(\mathbf{x}_{i+1})$ 、および現在の制御入力を受け取り、 $\mathbf{x}_{i+1}$  を達成するための次ステップでの制御入力を適応的に更新する。このプロセスの繰り返しによって、アクチュエータの損傷が発生してもそれを補償し、制御性能を維持することが可能となる。

### 2.2 コントローラの評価

逆静力学コントローラ単体の性能は、図 2A に示す筋骨格脚ロボットのシミュレーションを用いて評価した。この脚モデルは MATLAB/Simulink を用いて実装された。なお、ソフトロボットではなく、筋骨格モデルを利用したのは、ソフトロボットとは異なり、現実的な非線形筋モデルが利用可能だったためである。脚は Pelvis, Femur, Tibia の 3 つの骨で構成され、股関節と膝関節が回転する。関節は 6 つの冗長な筋肉、Iliacus (IL), Gluteus Maximus (GM), Vastus Intermedius (VA), Short Biceps (SB), Rectus Femoris (RF), Long Biceps (LB) によって動かされる。筋肉は Hill 型筋肉モデル [53] として実装されている。制御入力は各筋肉への活性化度  $0 < a < 1$ 、制御対象となる状態は脚先位置  $X, Z$  である。モデルの詳細な実装については、筆者の論文 [49] で説明されている。

このモデルに対してモーターバブリング入力を 12000 秒間加え、FNN の学習用データ (10000 秒) と評価用データ (2000 秒) を取得した。サンプリング周波数は 1 Hz である。静的状態遷移のためのランプ入力の変化は最大活性化度の 30% 以内とした。このデータを用いて、PyTorch で実装された FNN を訓練した。FNN の実装の詳細は筆者の論文 [49] で説明されている。評価は Simulink 上で行い、訓練済みの FNN の重みをインポートしたうえで、上述の脚モデルをリアルタイムに制御することで行った。制御周波数は 500 Hz である。

### 2.3 実験結果

評価にあたり、まずベースライン性能の評価を行った。脚の動作範囲内から選択したランダムな25点に対して脚先を到達させるよう、制御を行った。25回の試行の結果、定常状態における X, Z 位置の平均到達誤差と標準偏差(全動作範囲に対する割合)は、それぞれ  $2.05 \pm 1.88\%$ ,  $1.22 \pm 1.27\%$  であった。このことから、逆静力学コントローラは冗長性を持つシステムに対して、制御入力を適切に算出し、高精度な制御を行えることがわかる。

次に、逆静力学コントローラのアクチュエータ損傷に対する補償性能を評価した。そのために、ベースライン評価と同じ25点に対して、6つの筋肉のうち1つを無効化(損傷)させた状態でリーチング制御を行った。なお、無効化は当該の筋肉への活性化度を常に0とすることで実装した。各筋肉をそれぞれ無効化した時の定常状態の平均到達誤差を図2Bに示す。GM筋の損傷では誤差が増加したものの、VA筋の損傷では誤差はほとんど増加しなかった。制御誤差は損傷した筋肉によって大きく異なっており、これは特定の筋肉が他の筋肉よりも関節の駆動に対する貢献度が大きかったことを示唆している。しかしながら、本コントローラは全ての筋肉の損傷を、再訓練などの介入なしに補償し、制御精度の低下を最低限に抑えることができた。この機能は図2Cの活性化度を示したグラフに顕著に表れており、筋肉の無効化を補うために、他の筋肉の活性化度が適応的に増加していることが確認できる。結果として、逆静力学コントローラは筋肉が損傷した場合でも、システム全体としての制御性能の維持に成功した。

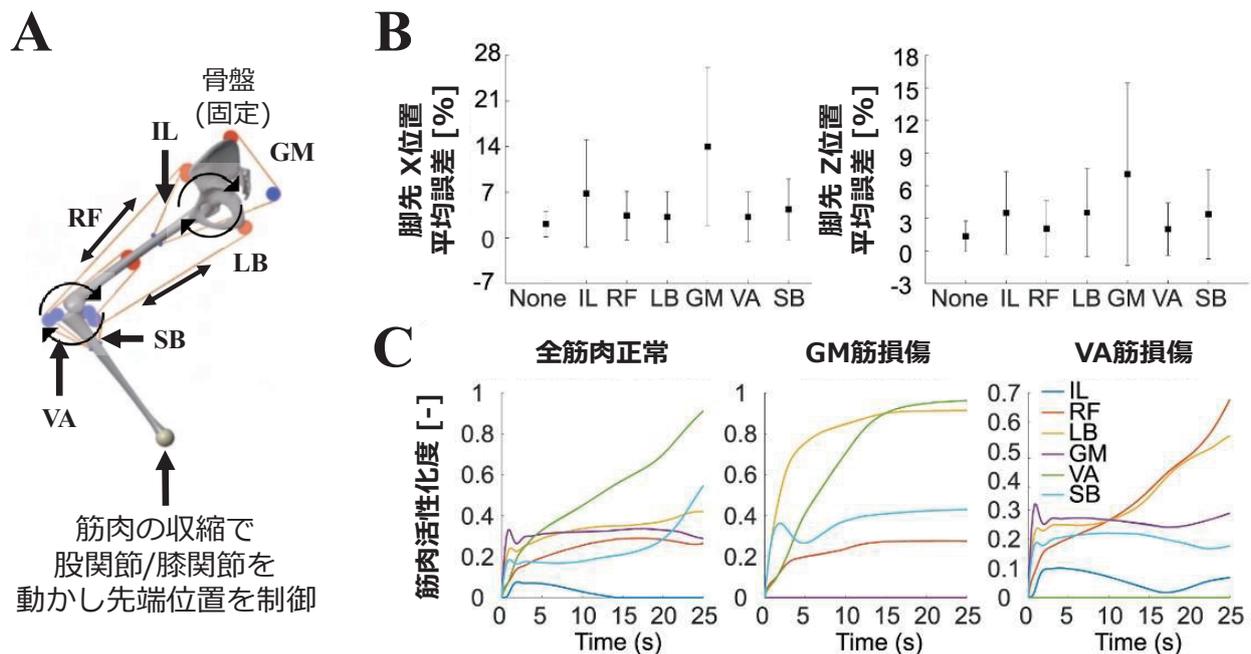


図2 (A) コントローラの評価に利用した筋骨格脚シミュレーション (B) 各筋肉が損傷したときの脚先位置の平均到達誤差。None は全筋肉が正常時の結果を表す。(C) 全筋肉正常時、GM 筋損傷時、VA 筋損傷時の、各筋肉に対する制御入力(活性化度)の変化

### 3. ソフトセンサの損傷を許容する動的な変形推定器

#### 3.1 動的な変形推定器の構成

動的変形推定器は、提案するフレームワークにおいて、冗長なソフトセンサの信号を統合し、センサの一部が損傷しても他のセンサの情報を利用して状態推定の精度を維持する。図3に変形推定器の概要図を示す。本推定器は、センサの異常検知を担う Long Short-Term Memory (LSTM) と、状態推定を担う、LSTM や Time-Delay Feed-forward Neural Network (TDFNN) などの時系列データを取り扱うニューラルネットワーク (Time-series NN) で構成されている。本章においては、Time-series NN として TDFNN を利用した。制御ステップ  $t$  において、LSTM はソフトロボットへの制御入力  $u_t$  を受け取り、各センサ  $k$  が正常な時の応答の平均値  $\hat{\mu}_t^k$  と分散  $\hat{\sigma}_t^k$  を推定する。その後、実際のセンサ読み取り値  $y_t$  に基づき、異常度  $A_t^k$  を算出する。 $A_t^k > 1$  の時、当該センサは異常と判定され、その値は0で置き換えられる(0化)。この処理を受けたセンサ値  $y_t'$  は TDFNN に入力され、状態  $\theta_t$  が推定される。異常検知により、変質したと推定されるセンサ値はその変質の種類にかかわらず0化される。そして、後続の Time-series NN は0化されたセンサの組み合わせに対してロバストに状態推定を行う。

この構成により、冗長なソフトセンサにどのような損傷や変質が発生しても、推定器は状態推定の精度を維持できる。異常検知部は、センサが正常である時に現在の信号が発生しない確率(本研究では  $3\sigma = 99.7\%$ ) を基に異常を判定する。そのため、ソフトセンサがどのように変質しても、動的な閾値調整を行わずに、一貫した異常検知を実現できる。そして、異常検知によって0化された信号は LSTM に入力される。先行研究 [54] では、冗長センサを用いた場合、Time-series NN がその情報を相互解析することで、単一のセンサでは捉えにくい隠れた状態を抽出できることが示された。この手法はセンサの損傷時にも適用可能であり、損傷していないセンサの情報を活用することで、損傷したセンサの情報を補償できる。さらに、0化処理によって、LSTM はセンサの異常の種類に関わらず、健全なセンサの情報のみを残すことができる。その結果、センサがどのように変質しても、推定器は状態推定の精度を維持できる。

#### 3.2 変形推定器の評価

逆静力学コントローラの評価に利用したものと同様の筋骨格脚ロボットシミュレーションを用いて変形推定器の評価を行った。ただし、図4A に示すように、筋肉の数は4つであり、膝関節のみが駆動するように設定を変更した。各筋肉は10個の冗長なソフトセンサを持ち、これらは [55] で実験的に評価された導電性炭素付加エラストマー製の抵抗歪センサの特性を近似するようモデル化された。実装の詳細は筆者の論文 [50] で説明されている。制御入力  $u_t$  は各筋肉の活性化度であり、ソフトセンサは筋肉の長さを抵抗値として測定した。推定対象となる状態は膝の関節角度である。

このモデルに対してモーターバブリング入力を1600秒間加え、そのうち400秒分を DFNN の、1600秒分を LSTM の訓練に利用した。サンプリング周波数と制御周波数は共に10 Hz である。なお、本章では汎化性能向上のため、1次元畳込み層と Batch-Normalization, Max Pooling 層を TDFNN の前に適用した。変形推定器の実装と訓練の詳細については、筆者の論文 [50] で説明されている。

### 3.3 実験結果

訓練データ収集時と同様のモーターバブリング入力を加え、脚ロボットを100秒間駆動させた。そして、変形推定器に膝関節角度  $\theta$  を推定させた。この時、20秒ごとにランダムに選択された40個中12個のセンサを次の順で変質させた。Lost(20~40秒): 信号を0にしてセンサの完全喪失を模倣、Stretch(40~60秒): センサをランダムに0~25%伸ばし、位置ずれや干渉を模倣、Offset(60~80秒): ベースライン抵抗を50%上昇させ、塑性変形等のエラストマー構造の変化を模倣、Deviation(80~100秒): 抵抗値を±50%変動させ、その他の多様なセンサ変質を包括的に模倣。推定結果を図4Cに示す。変質の種類に関わらず、動的な変形推定器はセンサの多様な損傷・変質に対して、膝関節角度の推定精度を一貫して維持した。実際に、異常検知を無効にした場合、0ではない異常なセンサ値によって推定精度は悪化した(図4B 緑点線)。

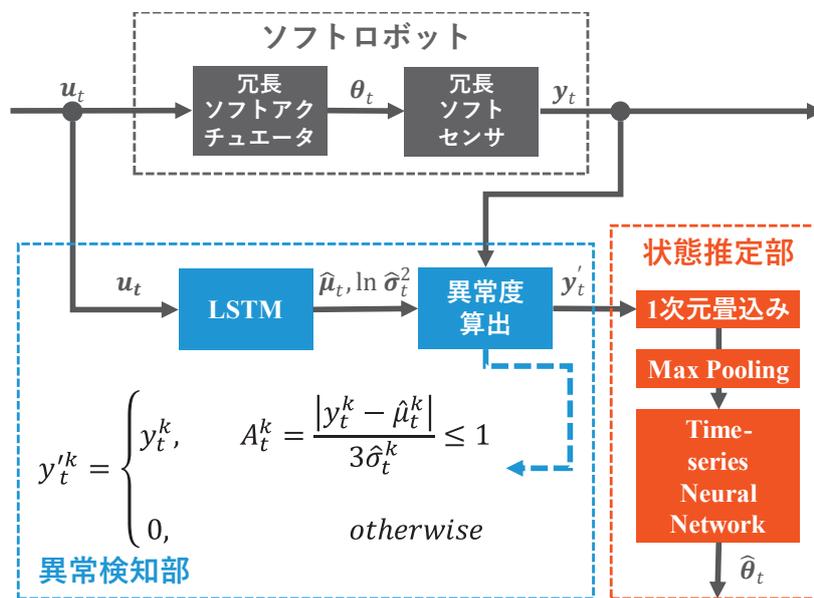


図3 動的な変形推定器の概略図

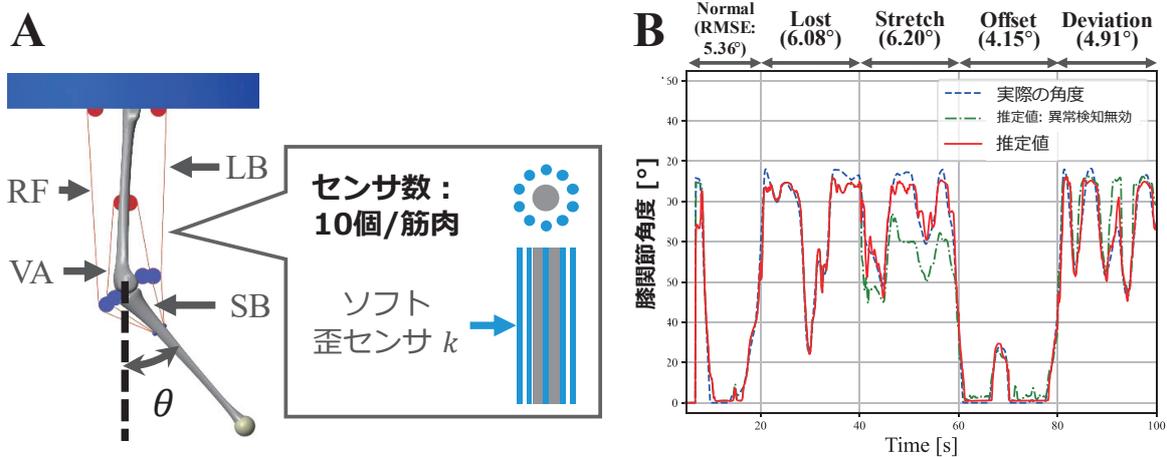


図4 (A) 動的推定器の評価に利用した筋骨格シミュレーション。各筋肉には円周上に10個のソフト抵抗歪センサが取り付けられている。(B)異なるセンサ変質に対する膝関節角度推定精度の変化

## 4. ソフト連続体マニピュレータへの統合と評価

### 4.1 逆静力学コントローラと動的変形推定器の統合

本章では、第2, 3章で説明した逆静力学コントローラと動的な変形推定器を統合することで、冗長なアクチュエータとセンサ両方の損傷に対して包括的な補償を実現するフレームワークを開発する。図1Cは、最終的なフレームワークの概要図である。制御ステップ  $t$  において、FNN に実装された逆静力学コントローラが  $\hat{x}_t, x_d, u_{t-1}$  を受け取り、 $u_t$  を算出する。ただし、 $x_d$  は目標とするソフトロボットの状態である。制御入力  $u_t$  がソフトロボットを駆動させ、ソフトセンサの読み取り値  $y_t$  が変化する。センサ値は Time-series NN (本章では LSTM) に入力され、ソフトロボットの状態  $\hat{x}_t$  を推定し、逆静力学コントローラにフィードバックする。なお、本章の実験では、変形推定器から異常検知部を取り除いた。これは、実機での検証において再現性の問題があるため、センサ信号が0になる変質 (Lost) のみをセンサの損傷として扱ったためである。フレームワークの効率的な実装と評価のために、異常検知部を省略した。

### 4.2 フレームワークの評価

フレームワークの評価には、ソフト連続体マニピュレータ (Soft Continuum manipulator, SCM, 図5A) の実機を利用した。SCM は、生物の構造に着想を得た、長い柔軟なボディを持つソフトロボットの一種である [15, 43]。本研究の SCM は空圧によって駆動する。空圧駆動式 SCM は、搜索救助作業や水中マニピュレーションなど、さまざまな用途に応用されている [14, 8]。なお、本研究の枠組みは SCM の設計に特有な仮定に依拠しないため、他のソフトロボットにも適用可能である。

SCM はシリコン (Dragon Skin 10NV) を用いて、文献 [8] と同様の手順で製作された。10個のアクチュエータとセンサが円周状に配置されているため、損傷が発生した場合でも作動およびセンシングの両方において、準全方向性 (あらゆる方向に移動または動作できる能力) を維持できる。各空圧チャンバは加圧により拡張し、SCM を屈曲させる。PC で計算された制御入力は、マイクロコントローラ (Arduino) を介して、10個の比例圧力制御弁に送信され、各チャンバの内圧を直接制御する。ソフトセンサは、シリコン (Ecoflex 00-30) に導電性カーボンブラックを 10:1 の重量比で加え、20分間混合した柔軟な導電性材料を、同じシリコン (Ecoflex 00-30) で被覆した構造となっている [56]。ソフトセンサはシリコン接着剤を用いて SCM 本体に取り付けられた。SCM の変形によって導電性材料が変形し、内部のカーボンブラックの導電経路が変化する。結果センサの抵抗値が変化し、センシングが可能となる。

フレームワークは SCM の先端 X, Z 座標の静的位置制御を行った。センサの抵抗値は分圧回路を介して電圧の形で変形推定器に入力された。また、制御入力は各チャンバの内圧である。20000秒のモーターバブリング信号で SCM を駆動させ、FNN と LSTM 用の訓練データを収集した。信号は2秒間の制御入力の遷移と3秒間の入力維持を繰り返した。入力の遷移は最大入力量の 15% 以内で行われた。データセットは 85:15 の比率に分割され、ネットワークの訓練と評価に利用された。なお、収集したデータはカットオフ周波数 2 Hz のローパスフィルタで処理された。FNN は3層の隠れ層 (各 2500 ニューロン) を持ち、損失関数には平均二乗誤差を、最適化器には ADAM を使用して 100 エポック訓練された。バッチサイズは 128、学習率は 0.0001 であった。LSTM は隠れニューロン数 500 の LSTM 層 1 つに、出力用

の完全結合層が続く構造であった。バッチサイズ8、学習率0.00005の設定で、同様の損失関数と最適化器を用いて100エポック訓練された。

### 4.3 実験結果

図5Bに示した5つの目標位置に対する先端の静的位置制御を行った。そして、定常状態に達した後、35秒の時点でアクチュエータとセンサのいずれか一つに損傷を発生させた。本研究では、アクチュエータの損傷は制御入力 $0$ 化として実装し、チャンバの破裂を模倣した。センサの損傷も読み取り値の $0$ 化として実装し、センサの完全な断裂を模倣した。そして、フレームワークは一切の介入を受けないまま、SCMが再び定常状態に達する70秒時点まで制御を継続した。対照実験として、一切の損傷を発生させずに、70秒間制御を行わせる試行も行った。図6Aにアクチュエータの損傷を、図6Bにセンサの損傷を発生させた時の、全ての目標位置に対する位置の平均絶対誤差を示す。Normalは損傷がない時の、Fail:XはX番目のアクチュエータまたはセンサが損傷した時の結果を表す。どちらの損傷に対しても、フレームワークは制御精度を妥当な精度で維持した。図6C, Dに示した、目標位置3に対して10番アクチュエータが損傷した際の結果は、フレームワークの能力を明確に示している。FNNは推定器からのフィードバックを基に、損傷したアクチュエータに隣接するアクチュエータの制御入力を増加させ、反対側のアクチュエータの制御入力を減少させることで、損傷を補償することに成功した。

次に、同様の5つの目標位置に対し、定常状態に達した後の35秒時点で、3つのアクチュエータと3つのセンサをランダムに選択し、模擬的な損傷を同時に発生させた。その後、SCMが再び定常状態に達する70秒時点まで制御を継続した。対照実験を含め、各目標位置に対して5回ずつ試行を行った。図6Eは、最終的な到達位置の平均絶対誤差を示している。10個中3個のコンポーネントが完全に機能不全となる厳しい条件下では、一部の試行で誤差が増加した。しかしながら、標準偏差の重なりが示すように、提案フレームワークは冗長性を活用することで制御精度を適切に維持し、アクチュエータとセンサの同時損傷に対する包括的な補償を実現した。

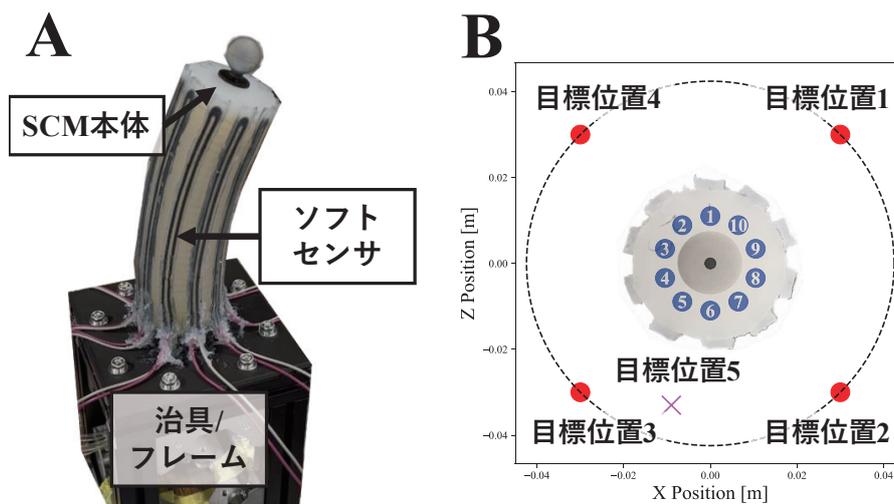


図5 (A) 評価に利用した Soft Continuum Manipulator (SCM) の外観図 (B) 静的位置制御の目標位置と、SCM原点(●)の位置関係。目標位置1~4は円周上に配置し、目標位置5はランダムに設定した。青丸はSCM内部のアクチュエータの位置と番号を示している。また、1~10番のソフトセンサは、それぞれ対応するアクチュエータと平行に取り付けられた。

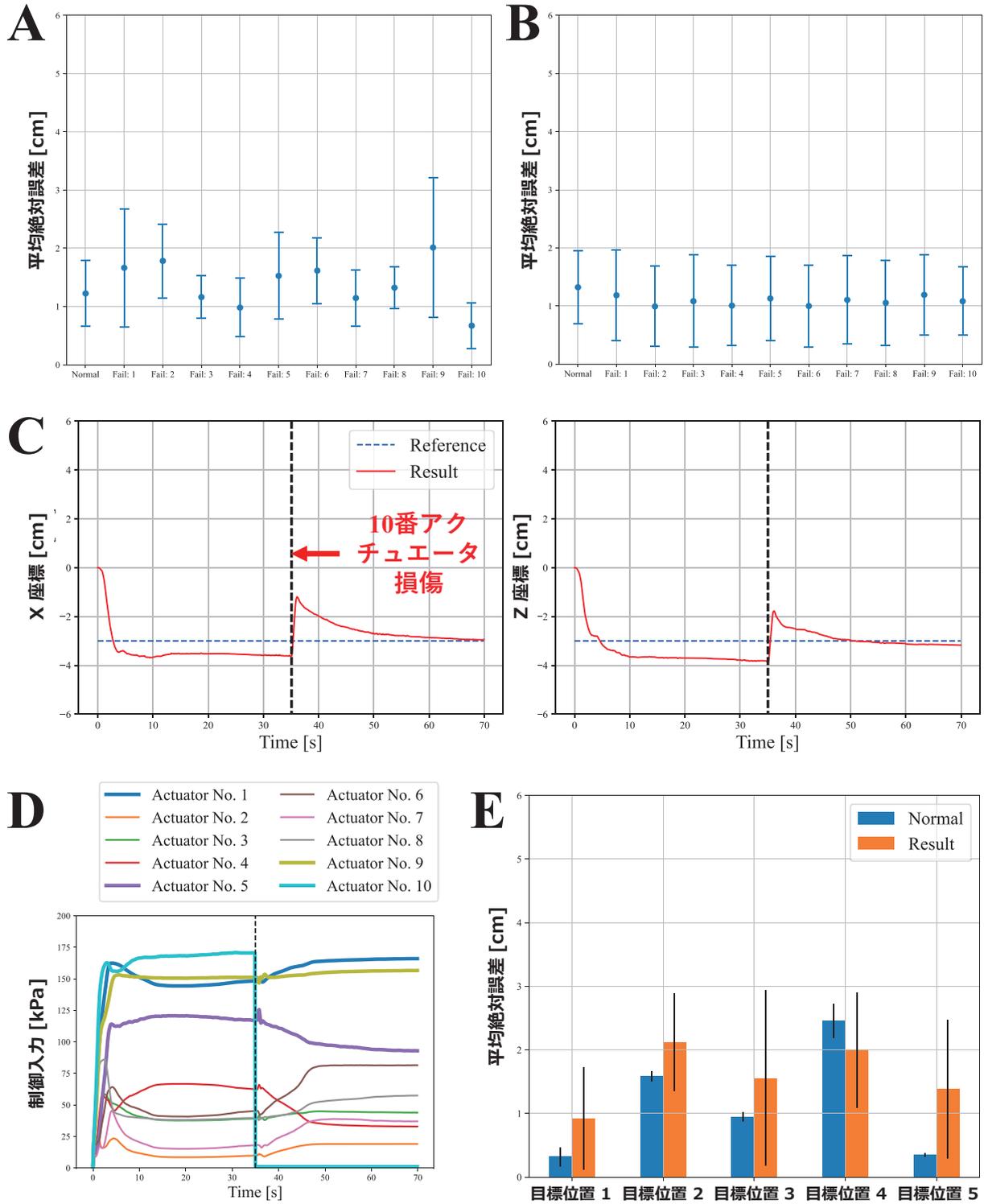


図6 (A) 各アクチュエータ損傷時の全目標位置に対する平均到達誤差 (B) 各センサ損傷時の全目標位置に対する平均到達誤差 (C) 目標位置3に対する10番アクチュエータ損傷時の先端位置の変化。青点線は目標位置を示す。損傷後、制御精度が回復している。(D) (C)と対応する制御入力の変化。FNNは自律的にアクチュエータへの制御入力を調整し、損傷を補償した。(E) 3つのアクチュエータと3つのセンサが同時に損傷した際の到達誤差(5回の試行平均)。黒線は標準偏差を表す。

## 5. まとめと今後の展望

本研究では、ソフトロボットの主要な構成要素であるソフトアクチュエータとソフトセンサの脆弱性という課題に対し、冗長性を活用して両方の損傷を包括的に補償するフレームワークを初めて提案した。これにより、外部からの介入や機能停止を伴うことなく、制御された自律的な挙動を維持できる。このフレームワークは、冗長なアクチュエータを制御する逆静力学コントローラと、冗長なソフトセンサの情報を統合する動的変形推定器で構成されている。逆静力学コントローラは、筋骨格脚シミュレーションを用いた評価において、筋肉の損傷を補償し、脚の先端位置の制御精度を維持することに成功した。一方、動的変形推定器は、同様のシミュレーション評価において、ソフトセンサが4種類の異なる変質を受けた場合でも、膝関節角度の推定精度を維持した。最後に、これらを統合した提案フレームワークを実機のソフトロボットを用いて評価した。その結果、フレームワークはアクチュエータとセンサの両方、さらにはそれらが同時に損傷した場合でも、正常なコンポーネントを活用することで補償し、妥当な制御精度を維持した。

提案フレームワークは、ソフトロボットの損傷に対する信頼性を大幅に向上させることに貢献する。ソフトロボットは、人間の介入が困難な環境や、アクチュエータやセンサの損傷が運用に深刻な影響を及ぼす場面での活用も期待されている。そのため本研究は、従来の硬いロボットでは実現が難しかった幅広い実世界応用における、ソフトロボットの自律性と信頼性の向上に寄与し、その実用化を加速させる可能性に満ちている。

## 6. 謝 辞

本研究は JSPS 科研費 JP24KJ0338, JST SPRING JPMJSP2114, 東北大学 GP-Mech, UKRI AgriFoRwArdS EP/S023917/1, Jersey Farmers Union の助成を受けた。

## 参考文献

- [1] Laschi C, Rossiter J, Iida F, Cianchetti M and Margheri L 2016 *Soft Robotics: Trends, Applications and Challenges* (Livorno, Italy: Springer International Publishing)
- [2] Hegde C, Su J, Tan J M R, He K, Chen X and Magdassi S 2023 *ACS Nano* 17 15277–15307
- [3] Russo M, Sadati S M H, Dong X, Mohammad A, Walker I D, Bergeles C, Xu K and Axinte D A 2023 *Advanced Intelligent Systems* 5 2200367
- [4] El-Atab N, Mishra R B, Al-Modaf F, Joharji L, Alsharif A A, Alamoudi H, Diaz M, Qaiser N and Hussain M M 2020 *Adv. Intell. Syst.* 2 2000128
- [5] Yasa O, Toshimitsu Y, Michelis M Y, Jones L S, Filippi M, Buchner T and Katzschmann R K 2023 *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems* 6 1–29
- [6] Shintake J, Cacucciolo V, Floreano D and Shea H 2018 *Adv. Mater.* 30
- [7] Polygerinos P, Correll N, Morin S A, Mosadegh B, Onal C D, Petersen K and et al 2017 *Adv. Eng. Mater.* 19 1700016
- [8] Gong Z, Fang X, Chen X, Cheng J, Xie Z, Liu J, Chen B, Yang H, Kong S, Hao Y, Wang T, Yu J and Wen L 2021 *The International Journal of Robotics Research* 40 449–469

- [9] Galloway K C, Becker K P, Phillips B, Kurby J, Licht S, Tchernov D and Wood R J 2016 *Soft Rob.* 3 23–33
- [10] Zhang Y, Li P, Quan J, Li L, Zhang G and Zhou D 2023 *Advanced Intelligent Systems* 5 2200071 URL <https://advanced.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/aisy.202200071>
- [11] Mehling J, Diftler M, Chu M and Valvo M 2006 *The First IEEE/RAS-EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics, 2006. BioRob 2006.* pp 690–695
- [12] Vitanov I, Farkhatdinov I, Denoun B, Palermo F, Otaran A, Brown J, Omarali B, Abrar T, Hansard M, Oh C, Poslad S, Liu C, Godaba H, Zhang K, Jamone L and Althoefer K 2021 *Robotics* 10 URL <https://www.mdpi.com/2218-6581/10/4/112>
- [13] Wang X, Zhang Q, Shen D and Chen J 2019 *2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)* pp 2207–2213
- [14] Wen T, Hu J, Zhang J, Li X, Kang S and Zhang N 2023 *Journal of Mechanisms and Robotics* 16 071011 URL <https://doi.org/10.1115/1.4063669>
- [15] Chen X, Zhang X, Huang Y, Cao L and Liu J 2022 *Journal of Field Robotics* 39 281–311
- [16] Rajashekhar V S and Prabhakar G 2024 *Foundations and Trends® in Robotics* 12 1–74
- [17] Du Z, Yang L, Sun Y and Chen X 2025 *Intelligent Robotics and Applications* ed Lan X, Mei X, Jiang C, Zhao F and Tian Z (Singapore: Springer Nature Singapore) pp 372–391
- [18] Terryn S, Langenbach J, Roels E, Brancart J, Bakkali-Hassani C, Poutrel Q A, Georgopoulou A, George Thuruthel T, Safaei A, Ferrentino P, Sebastian T, Norvez S, Iida F, Bosman A W, Tournilhac F, Clemens F, Van Assche G and Vanderborght B 2021 *Materials Today* 47 187–205
- [19] Alandoli E A, Fan Y and Liu D 2024 *Robotica* 1–28
- [20] Stella F, Pei G, Meebed O, Guan Q, Bing Z, Santina C D and Hughes J 2024 *2024 IEEE 7th International Conference on Soft Robotics (RoboSoft)* pp 190–196
- [21] Roels E, Terryn S, Brancart J, Sahraeeazartamar F, Clemens F, Van Assche G and Vanderborght B 2022 *Materials Today Electronics* 1 100003
- [22] Rabiei S, Sadeghi Nalkenani S, Sharifi I and Talebi H A 2024 Fault tolerant position control of soft bending actuator in the presence of actuator leakage
- [23] Deimel R, Radke M and Brock O 2016 *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* pp 774–779
- [24] da Veiga T, Chandler J H, Lloyd P, Pittiglio G, Wilkinson N J, Hoshiar A K, Harris R A and Valdastrì P 2020 *Progress in Biomedical Engineering* 2 032003 URL <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/2516-1091/ab9f41>
- [25] Tang W and Liu W 2023 *2023 6th International Symposium on Autonomous Systems (ISAS)* pp 1–6
- [26] Lin Y H, Siddall R, Schwab F, Fukushima T, Banerjee H, Baek Y, Vogt D, Park Y L and Jusufi A 2023 *Advanced Intelligent Systems* 5 2000244
- [27] Khatib M, Zohar O and Haick H 2021 *Advanced Materials* 33 2004190
- [28] Kashef Tabrizian S, Terryn S and Vanderborght B 2025 *Advanced Intelligent Systems* 2400790 URL <https://advanced.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/aisy.202400790>
- [29] Wang Y, Gregory C and Minor M A 2018 *Soft Robotics* 5 272–290 URL:

- <https://doi.org/10.1089/soro.2017.0035>
- [30] Tadakuma K, Fujimoto T, Watanabe M, Shimizu T, Takane E, Konyo M and Tadokoro S 2020 *2020 3rd IEEE International Conference on Soft Robotics (RoboSoft)* pp 740–747
- [31] Zhang C, Zhu P, Lin Y, Jiao Z and Zou J 2020 *Advanced Intelligent Systems* 2 1900166  
URL <https://advanced.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/aisy.201900166>
- [32] Liang G, Wu D, Tu Y and Lam T L 0 *The International Journal of Robotics Research* 0 02783649241283847 URL <https://doi.org/10.1177/02783649241283847>
- [33] Mathijssen G, Schultz J, Vanderborght B and Bicchi A 2015 *Robotics and Autonomous Systems* 74 40–50 URL  
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921889015001384>
- [34] Alred C and Schultz J 2022 *2022 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)* pp 1335–1340
- [35] Davis S and Caldwell D G 2012 *Journal of Intelligent Material Systems and Structures* 23 313–325 URL <https://doi.org/10.1177/1045389X11422106>
- [36] Li H, Li X, Wang B, Shang X and Yao J 2023 *IEEE Robotics and Automation Letters* 8 3302–3309
- [37] Mazzolai B, Mondini A, Dottore E D, Margheri L, Carpi F, Suzumori K, Cianchetti M, Speck T, Smoukov S K, Burgert I, Keplinger T, Siqueira G D F, Vanneste F, Goury O, Duriez C, Nanayakkara T, Vanderborght B, Brancart J, Terryn S, Rich S I, Liu R, Fukuda K, Someya T, Calisti M, Laschi C, Sun W, Wang G, Wen L, Baines R, Patiballa S K, Kramer-Bottiglio R, Rus D, Fischer P, Simmel F C and Lendlein A 2022 *Multifunctional Materials* 5 032001
- [38] Wang L, Lam J, Chen X, Li J, Zhang R, Su Y and Wang Z 2023 *Soft Robotics* 10 825–837  
URL <https://doi.org/10.1089/soro.2021.0056>
- [39] Thuruthel T G, Shih B, Laschi C and Tolley M T 2019 *Science Robotics* 4 eaav1488
- [40] Khan F, Denasi A, Barrera D, Madrigal J, Sales S and Misra S 2019 *IEEE Sensors Journal* 19 5878–5884
- [41] Yang H, Ding S, Wang J, Sun S, Swaminathan R, Ng S W L, Pan X and Ho G W 2024 *Nat. Commun.* 15
- [42] Gao X, Zhang J X and Hao L 2021 *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 17 8299–8307
- [43] AlAttar A, Hmida I B, Renda F and Kormushev P 2023 *2023 IEEE International Conference on Soft Robotics (RoboSoft)* pp 1–7
- [44] Pei G and Hughes J 2025 *Bioinspiration & Biomimetics* 20 026019 URL  
<https://dx.doi.org/10.1088/1748-3190/adb116>
- [45] Lo Preti M, Totaro M, Falotico E, Crepaldi M and Beccai L 2022 *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics* 27 4530–4540
- [46] Lee M A, Tan M, Zhu Y and Bohg J 2021 *2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)* pp 909–916
- [47] Du Z, Yang L, Sun Y and Chen X 2024 *Intelligent Robotics and Applications: 17th International Conference, ICIRA 2024, Xi'an, China, July 31 – August 2, 2024, Proceedings, Part VII* (Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag) pp 372–391 URL  
<https://doi.org/10.1007/978-981-96-0780-827>

- [48] **T Sugiyama**, K Kutsuzawa, D Owaki, and M Hayashibe 2024 *Soft Robotics* 11 105–117, **IF=6.4**.
- [49] Almanzor E\*, **Sugiyama T\***, (\* 共同筆頭著者) Abdulali A, Hayashibe M and Iida F 2024 *Bioinspir. Biomim.* 19 046015 URL <https://dx.doi.org/10.1088/1748-3190/ad5129>
- [50] **Sugiyama T**, Kutsuzawa K, Owaki D, Almanzor E, Iida F and Hayashibe M 2025 *Frontiers in Robotics and AI* 11
- [51] **Sugiyama T**, Kutsuzawa K, Owaki D and Hayashibe M 2025 *Soft Robotics*, 2025 (Under Submission).
- [52] George Thuruthel T, Falotico E, Manti M, Pratesi A, Cianchetti M and Laschi C 2017 *Soft Robotics* 4 285–296
- [53] Hill A V 1938 *Proceedings of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences* 126 136–195
- [54] Thuruthel T G, Hughes J, Georgopoulou A, Clemens F and Iida F 2021 *IEEE Robotics and Automation Letters* 6 2099–2105
- [55] Muth J T, Vogt D M, Truby R L, Mengüç, Y, Kolesky D B, Wood R J and Lewis J A 2014 *Advanced Materials* 26 6307–6312 URL <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/adma.201400334>
- [56] Shintake J, Piskarev Y, Jeong S H and Floreano D 2018 *Advanced Materials Technologies* 3 1700284 URL <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/admt.201700284>