

# リザーバーコンピューティングを用いた空気圧人工筋群による自律的運動生成

代表研究者      杉 本 靖 博      大阪大学 工学研究科 准教授

## 1 緒言

空気圧人工筋 (McKibben 型空気圧アクチュエータ, MPA) は, ゴムチューブと編組織維から構成されるソフトアクチュエータの一種であり, 柔軟性・軽量性・高出力密度という特性を兼ね備えている. これらの特性から, リハビリテーションシステムやアシストスーツへの応用が進められており, 人とのインタラクションを伴うロボットシステムの駆動源として期待されている. また, 申請者らのこれまでの研究においても, MPA を複数用いて構成した脚ロボットや拮抗型筋骨格モデルの研究を行ってきた.

一方, MPA を多数用いた人工筋群ロボットの実現には, 2 つの技術的障壁が存在する. 第 1 は制御デバイスのサイズ問題である. MPA 自体は小型化が進んでいるが, 印加圧力を制御する電磁弁は依然として大型であり, システム全体としてのサイズダウンが課題となっている. 第 2 は制御則の不在である. MPA は収縮方向にしか張力を発揮できないという出力制約と, 非線形な入出力特性 (ヒステリシス, 空気圧印加の遅れ) を有しており, 複数の人工筋を連動させて適切なロボット運動を実現する制御則の構築が困難であった. そのため, これまでは人工筋群への入力は一時的に設計されることが多かった.

本研究では, 情報通信技術を活用してこれらの障壁を突破することを目指した. まず, 小型の電磁弁 (オンオフ制御タイプ), ロードセル, および無線通信機能をもつ小型マイコン (M5Stamp S3, ESP32-S3 搭載) を MPA に組み合わせたスマート MPA デバイスの開発を進めた. ただし, 小型電磁弁は弁の開閉のみが可能なオンオフ型であるため, MPA の制御においては離散値入力を用いた手法が必要となる.

次に, 制御の基盤となる MPA の状態推定問題に取り組んだ. MPA の長さを精度よく推定できれば, 長さフィードバックに基づく制御が可能となる. しかし, 従来の長さ計測には外部の変位センサー (レーザー距離センサー等) が必要であり, 実際のロボットシステムへの組み込みが難しいという問題があった. 本研究では, MPA に常時搭載されている圧力センサーおよびロードセル (張力センサー) の信号のみから, 外部変位センサーなしに MPA の長さを推定する手法の構築を目指した.

この長さ推定を実現するために着目したのが, リザーバーコンピューティング (Reservoir Computing, RC) である. RC は機械学習の一種であり, ニューラルネットワークに相当するリザーバーと, 出力を取り出すリードアウト部からなる. 時系列入力をリザーバーによって時空間パターンに変換し, リードアウト部でのシンプルな線形学習により, パターン認識や時系列予測が可能である. 深層学習とは異なり, リードアウト部のみを学習するため学習コストが低いという特徴をもつ. リザーバーに求められる特性として, 非線形性・高次元性・短期記憶があげられるが, MPA は空気圧の印加遅れ・ヒステリシス・非線形な収縮特性によりこれらの条件を満たすことが知られている. すなわち, MPA そのものを物理リザーバーとして活用する物理リザーバーコンピューティング (Physical Reservoir Computing, PRC) の適用が有望と考えた.

MPA を物理リザーバーとして活用する先行研究として, Sakurai et al. (2022) は導電性ゴムを内側チューブに用いた専用製作 MPA の抵抗値変化をリザーバー状態として利用した長さ推定を実現している. また, Akashi et al. (2024) は分岐ダイナミクスを埋め込んだ MPA を用いた PRC を実現しており, MPA の非線形ダイナミクスが情報処理に有効であることを示している. これらの先行研究はいずれも専用製作 MPA を必要とするため, 実用上の用途に限られる. 本研究では市販部品のみで構成した標準的な MPA をそのままリザーバーとして活用することで, 専用設計を不要とする長さ推定を実現する. また, 申請者らはこれまで McKibben 型アクチュエータの張力制御に動的量子化を適用した研究 (Sugimoto et al., 2023) を行っており, MPA の制御・状態推定に向けた基盤的知見を蓄積してきた. しかし, PRC と他手法との系統的な比較評価, ならびにマイクロコンピュータへの実装については未検討であった.

そこで, 本研究では, 圧力指令値・内部圧力・発揮張力の 3 次元入力から MPA の長さを推定する PRC モデルを構築し, マイクロコンピュータへの実装とともに, エコーステートネットワーク (Echo State Network, ESN) および線形 ARX モデルとの比較評価を通じてその有効性を検証する.

## 2 空気圧人工筋と物理リザーバーコンピューティング

### 2-1 空気圧人工筋の特性

McKibben 型空気圧アクチュエータ (MPA) は、内側のゴムチューブと外側の編組織維スリーブから構成される (Fig. 1). 内部に空気圧を印加するとゴムチューブが膨張し、編組織維の幾何学的制約により軸方向に収縮して張力を発揮する. 最大収縮量は自然長の約 20%程度, 動作圧力範囲は 0~0.6 MPa である.

MPA の入出力特性は複数の要因により非線形となる. 第 1 に, 印加圧力と収縮量および張力の関係が非線形であること, 第 2 に, 加圧・減圧の際に入出力特性に差が生じるヒステリシスが存在すること, 第 3 に, 空気の圧縮性と配管の体積に起因する圧力応答の遅れがあることが挙げられる. これらの特性が複合することで, MPA の動特性は複雑な時系列挙動を示す. 一方, これらの特性はリザーバーコンピューティングにおけるリザーバーが具備すべき条件 (非線形性・高次元性・短期記憶) と対応しており, MPA を物理リザーバーとして利用することの理論的根拠となる.

### 2-2 リザーバーコンピューティングの原理

リザーバーコンピューティングは, リザーバーとリードアウト部からなる機械学習の枠組みである (Fig. 2). リザーバーは入力信号を高次元の時空間パターンに変換する非線形力学系であり, リードアウト部はその高次元状態から目標出力を取り出す線形写像である. 学習はリードアウト部のみで行われるため, 計算コストが低く, 勾配消失問題が生じない. RC の代表的な実装形態であるエコーステートネットワーク (ESN) では, ランダムに固定された再帰型ニューラルネットワークがリザーバーとして機能する.

物理リザーバーコンピューティング (PRC) は, このリザーバーを人工のニューラルネットワークではなく, 実際の物理系で代替する手法である. 適切な物理ダイナミクスをリザーバーとして活用することで, ハードウェアそのものが情報処理を担うため, 計算コストをさらに削減できる. 本研究では, MPA の複雑な非線形ダイナミクスを物理リザーバーとして利用する.

### 2-3 PRC を MPA へ適用する根拠

PRC の理論的基盤となるのが, Takens 埋め込み定理である. 同定理は, ある力学系の観測量の時系列が十分な長さの時間遅延で埋め込まれれば, 元の力学系の状態空間を位相同型的に再構成できることを保証する. すなわち, MPA の圧力・張力時系列を適切な次元数で時間遅延埋め込みすることにより, MPA の内部状態 (長さを含む) を復元することが数学的に正当化される.

MPA はゴムと繊維からなる粘弾性材料であり, 圧力印加に対して 1 次遅れ系に近い動特性を示す. この「短期記憶」はリザーバーが備えるべき性質のひとつであり, 過去の入力情報が現在の状態に反映されることで, 時間遅延埋め込みの情報源となる. 非線形性とヒステリシスはリザーバーの情報変換能力を高め, 高次元の特徴量空間への展開を担う. これらの MPA の物理的特性が, リザーバーに求められる「非線形性・高次元性・短期記憶」の 3 条件と自然に対応しており, 外部の計算資源を追加することなく, MPA そのものを情報処理器として機能させることができる.

## 3 実験システム

実験システムは, MPA 本体, 質量負荷, 電空レギュレータ, 各種センサー, およびマイクロコンピュータ

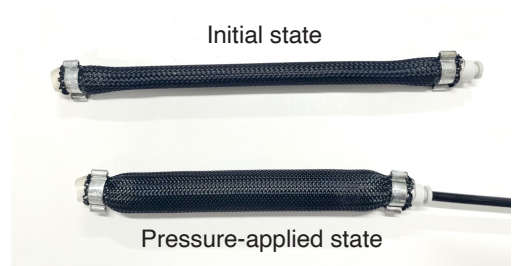


Figure 1 本研究で使用した McKibben 型空気圧アクチュエータ

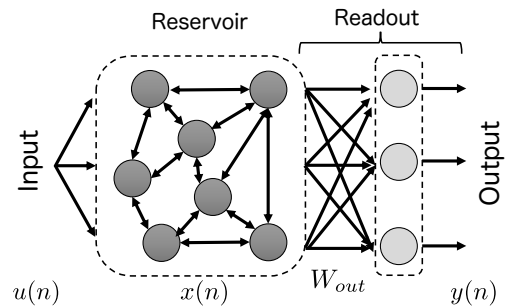


Figure 2 リザーバーコンピューティングのモデル概念図 (リザーバー部とリードアウト部)

から構成される (Fig. 3). 電空レギュレータ (SMC ITV1050-212LC-Q) により印加圧力を制御し, ロードセル (KYOWA LUX-B-1KN-ID, 容量 1 kN, 精度 $\pm 0.5\%$  FS) で MPA の発揮張力を, マイクロレーザー距離センサー (Panasonic HG-C1200, 精度 $\pm 0.1$  mm) で MPA の長さ変化をそれぞれ計測する. 制御・計算は M5Stamp S3 (ESP32-S3, 240 MHz デュアルコア, SRAM 512 KB) で実行し, 制御周期は 20 ms (50 Hz) とした. レーザー変位センサーは 100 Hz で計測し, 50 Hz にダウンサンプリングして使用する.

負荷は 5 kg, 10 kg, 15 kg, 20 kg の 4 条件とし, 各条件で 0~0.5 MPa の範囲でランダムな圧力入力を与えてデータを収集した. 学習データは 3 つの Phase から構成される: Phase 1 では低周波 (0.1~0.3 Hz) の単純な正弦波パターン (9,878 サンプル, 約 197 秒), Phase 2 では複数周波数 (0.2~0.5 Hz) の重ね合わせを含む中程度のパターン (9,900 サンプル, 約 198 秒), Phase 3 では急峻な変化を含む複雑なランダムパターン (9,900 サンプル, 約 198 秒) であり, 総サンプル数は 29,678 サンプル (約 600 秒) である. このように Phase を段階的に複雑化することで, モデルが多様な圧力パターンに対応する能力を学習できるように設計した.

汎化性能評価用のデータとして, 学習データに含まれない圧力パターンからなる 4 つの Segment を別途収集した: Segment 4-1 (未学習周波数), Segment 4-2 (急速変化), Segment 4-3 (高周波, 1.0 Hz 以上), Segment 4-4 (極端な圧力値) であり, 総サンプル数は 14,578 サンプル (約 291 秒) である. なお, 変位センサー (レーザー距離センサー) はデータ収集と評価時のみ使用し, 推定モデルの入力には用いない. 構築した推定モデルは, 圧力指令値・内部圧力・発揮張力の 3 信号のみを入力とし, 変位センサーなしで長さを推定する.

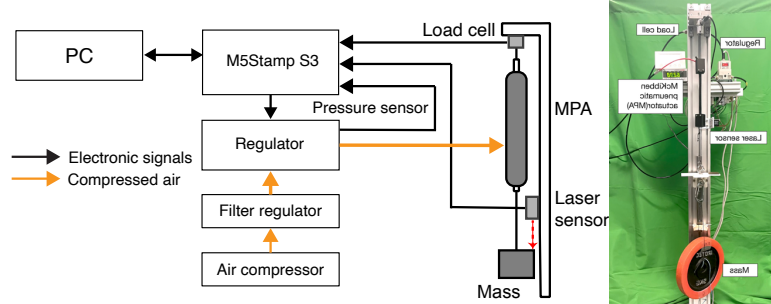


Figure 3 実験システムの構成

## 4 長さ推定手法

### 4-1 問題の定式化

長さ推定問題は, 時刻  $t$  における圧力指令値  $p_{\text{cmd}}(t)$ , 内部圧力  $p(t)$ , 発揮張力  $F(t)$  の 3 つの観測から, MPA の長さ変化  $dx(t)$  を推定する問題として定式化する. サンプリング周期は 20 ms (50 Hz) とし, 過去  $N=20$  ステップ (400 ms) の時系列を入力として用いる.

### 4-2 物理リザーバーコンピューティング (PRC)

本研究で提案する PRC は, Takens 埋め込み定理に基づく時間遅延埋め込みを用いた線形リザーバーコンピューティングである. 3 次元の入力信号 ( $p_{\text{cmd}}$ ,  $p$ ,  $F$ ) の過去 20 ステップ分の時系列と, 推定値の過去 20 ステップ分を連結した 80 次元の状態ベクトルを構築し, これを特徴量として線形リードアウトをリッジ回帰 (正則化係数  $\lambda=0.01$ ) で学習する.

学習パラメータは 80 個のみであり, 推定に必要なメモリは Circular buffer による状態保持のわずか 912 bytes である. また, 1 回の推定に要する演算量は 159 FLOPs であり, ESP32-S3 上での実行時間は  $6.6 \mu\text{s}$  (20 ms 制御周期の 0.03%) と極めて軽量である.

### 4-3 比較手法

PRC の有効性を定量的に評価するため, 2 つの比較手法を設定した.

第 1 の比較手法はエコーステートネットワーク (ESN) である. ESN は PRC と同じリザーバーコンピューティングの枠組みに属するが, リザーバーをソフトウェア上の再帰型ニューラルネットワーク (200 ニューロン, スペクトル半径 0.9, スパース性 90%, リーク率 0.3) で実現する. 非線形 ( $\tanh$ ) 活性化関数を持つため PRC よりも高い表現力をもつが, 固定パラメータ 40,600 個, 学習パラメータ 200 個, 総パラメータ 40,800 個と大規模なモデルである. PRC と ESN を比較することで, 同じリザーバーコンピューティングの枠組みにおいて, 物理ダイナミクスの活用と非線形の高表現力モデルのどちらが長さ推定に有利かを明確化する.

第 2 の比較手法は ARX モデル (Auto-Regressive eXogenous model) である. ARX は PRC と同じ 80 個の線形パラメータをもつ線形自己回帰モデルであり, 非線形手法である PRC および ESN に対するシンプルなベ

ースラインとして位置づけた．PRC と ARX はパラメータ数が同一であるため，物理ダイナミクスの活用（時間遅延埋め込みによる特徴量構築）が推定精度に与える効果を直接評価できる．

これら 3 手法を同一データセットで比較評価することで，MPA の物理ダイナミクスをリザーバーとして活用することの意義を，同一枠組み（ESN との比較）および線形モデル（ARX との比較）の両面から明確化する．

## 5 実験結果

### 5-1 学習性能

学習データセット（29,678 サンプル）に対する推定精度を評価した結果，PRC の RMSE は 1.203 mm（NMSE 0.0210），ESN の RMSE は 0.703 mm（NMSE 0.0072）であった．学習データに対しては ESN が PRC を上回る精度（42%低い RMSE）を示した．これは ESN が非線形の高表現力モデルであることと一致する．なお，負荷 5 kg の評価区間において PRC は NMSE 0.01500 を達成した（Fig. 4）．

### 5-2 汎化性能

汎化性能評価用データセット（14,578 サンプル，学習データに含まれない圧力パターン）に対する評価では，PRC と ESN の順位が逆転した．PRC の汎化 RMSE は 1.415 mm であり，学習時からの劣化率は 17.6%であった．一方，ESN の汎化 RMSE は 1.525 mm であり，劣化率は 118.5%に達した．すなわち，学習時には ESN が優位であったが，汎化時には PRC が優位となる劇的な逆転現象が観察された（表 1，図 5）．ARX モデルの汎化 RMSE は 1.621 mm，劣化率は 165.0%であり，3 手法中最も劣化が大きかった．

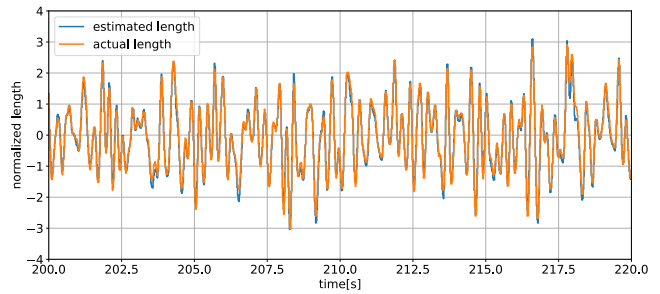


Figure 4 PRC による長さ推定結果（5 kg 負荷）

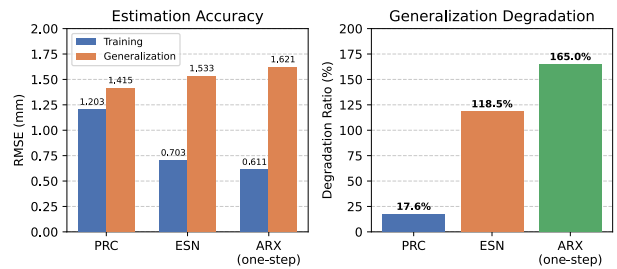


Figure 5 各モデルの精度比較（左：学習・汎化 RMSE，右：劣化率）

Table 1 学習・汎化性能の比較

| モデル | 学習 RMSE (mm) | 汎化 RMSE (mm) | 劣化率    | パラメータ数 |
|-----|--------------|--------------|--------|--------|
| PRC | 1.203        | 1.415        | 17.6%  | 80     |
| ESN | 0.703        | 1.525        | 118.5% | 40,800 |
| ARX | —            | 1.621        | 165.0% | 80     |

汎化データを 4 つの Segment に分けて詳細に評価すると，未学習周波数（Seg 4-1）・急速変化（Seg 4-2）・極端パターン（Seg 4-4）では ESN が優位であるのに対し，高周波パターン（Seg 4-3）では PRC が 25%優位（PRC: 1.839 mm，ESN: 2.462 mm）であった．ESN は tanh 活性化関数の飽和により高周波入力に対して脆弱になるのに対し，PRC の線形モデルはロバストに対応できると考えられる（図 6）．

ESN が高周波パターンに脆弱なメカニズムを詳述する．ESN は tanh 活性化関数を使用しており，入力信号の変化が急峻になるとニューロンの活性化値が飽和領域（ $\pm 1$  付近）に張り付く現象が生じる．高周波入力では，1 ステップあたりの入力変化が大きいため，リザーバーの状態変数の多くが飽和し，有効な情報処理次元数が減少する．これに対し，PRC の線形モデルは活性化関数を持たないため，入力の振幅・周波数にかかわらず飽和が生じず，高周波パターンへの応答がロバストである．

PRC の汎化性能が優れる理由は，バイアス・バリエーション

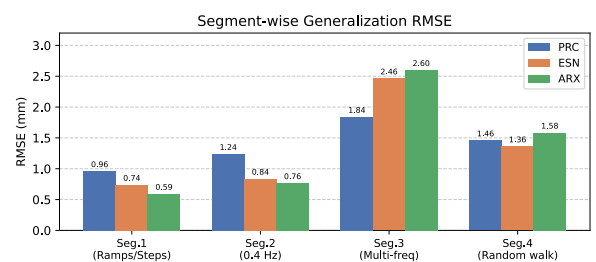


Figure 6 Segment 別汎化 RMSE（Seg. 3 の高周波パターンで ESN が急激に劣化）

ストレードオフの観点から説明できる．PRC は線形モデルであるため学習データへの適合度（バイアス）は劣るが，パラメータ数が学習サンプル数（29,678）の 375 分の 1（80 個）と少ないため，過学習（バリエーション）が抑制される．これに対し ESN は，パラメータ数（40,800 個）が学習サンプル数の約 1.37 倍と大きく，学習データへの過適合が生じやすい．また，PRC は Takens 埋め込み定理に基づく物理的に意味のある特徴量を直接構築するため，物理的な一貫性が汎化性能の安定性に寄与していると考えられる．

誤差分布の統計的安定性という観点からも両者に大きな差が見られた．学習から汎化にかけての RMSE 標準偏差の増加率は PRC で+11.5%，ESN で+111%であり，ESN の推定精度は負荷条件によって大きくばらつく傾向があった．また，ESN の最大誤差（絶対値）は PRC の 2.7 倍に達しており，ESN が極端な誤差を起こしやすいことが示された．

### 5-3 マイクロコンピュータへの実装

学習済み PRC モデルを M5Stamp S3（ESP32-S3，240 MHz）に実装し，リアルタイム長さ推定の検証を行った（表 2）．122 秒間・3,050 サンプルにわたる連続動作において，Python 実装との計算一致性を確認し，RMSE 1.152 mm，平均絶対誤差 0.112 mm の一致精度を達成した．実装に要する RAM はわずか 912 bytes であり，ESP32-S3 が搭載する SRAM（512 KB）の 0.18%に過ぎない．一方で，ESN は，パラメータ数が 40,800 で，メモリー使用量が 164KB 程度となり，スケーラビリティの観点からも両者に大きな差がある．今後の研究目標である空気圧人工筋群の協調制御への展開を見据えると，PRC の圧倒的なスケーラビリティ優位性は実用上きわめて重要である．

### 5-4 スマート MPA プロトタイプの開発

本研究では，長さ推定手法の実験的検証と並行して，実際のロボットシステムへの搭載を見据えたスマート MPA プロトタイプの開発も進めた．具体的には，小型マイコン（M5Stamp S3），小型電磁弁（オンオフ型），ロードセルアンプを一体化した小型基板を設計・製作し，MPA 本体に直接搭載可能な形状・サイズのデバイスとして試作した．本プロトタイプは，従来の大型電磁弁・制御ユニットを大幅に小型化するとともに，Wi-Fi 通信機能による複数デバイス間の無線通信と協調動作を可能とする設計となっており，人工筋群の分散協調制御プラットフォームとしての機能を担う．本プロトタイプについては現時点では学会発表の段階には至っていないが，今後の協調制御実験に向けた重要な基盤となるものである．

## 6 考察

本研究で得られた最重要の知見は，PRC と ESN の汎化性能の逆転現象である．学習データに対しては ESN が優位であるが，未学習の圧力パターンに対しては PRC が優位となる．この現象は，MPA のダイナミクスが PRC の仮定（線形モデル，時間遅延埋め込み）と本質的に整合していることを示唆する．MPA はゴムと繊維からなる粘弾性材料であり，通常動作範囲では近似的に線形な応答特性をもつ．そのため，高いバリエーション（過学習リスク）をもつ ESN よりも，バイアスはやや高いが安定した PRC の方が実環境での汎用性に優れると解釈できる．

本研究の成果の実用的な意義は大きい．第 1 に，変位センサーの省略によるコスト削減と小型化である．外部の変位センサー（レーザー距離センサー等）は高価かつ大型であるため，実際のロボットへの搭載が困難な場合が多い．本手法は MPA に常時搭載される圧力センサーとロードセルのみで精度 1.4 mm 程度の長さ推定を実現しており，センサーシステムの大幅な簡素化に道を開く．第 2 に，推定モデルの軽量性である．PRC の実装に必要な RAM は 912 bytes，CPU 使用率は 0.03%（50 Hz 動作時）であり，安価なマイコンでも十分に実行可能である．これは，スマート MPA プロトタイプのような組み込みシステムへの統合を容易にする．

今後の重要な展開として，複数の MPA を協調させた筋骨格型ロボットの自律的運動生成が挙げられる．PRC のスケーラビリティ（50 本同時処理でも CPU 使用率 1.5%）は，多数の人工筋を 1 台のマイコンで並列処理することを可能にする．本研究で開発したスマート MPA プロトタイプは，小型マイコン・小型電磁弁・ロードセルアンプを一体化した分散制御モジュールとして，複数ユニット間を Wi-Fi 通信で協調させる設計となっている．本研究で確立した長さ推定技術をこのプラットフォームに統合することで，各 MPA が自身の状態（長さ）をリアルタイムに把握しながら，群全体として協調した運動を自律的に生成するシステムの実現を目指す．また，本研究では学習データをオープンループの圧力入力力で収集したが，閉ループフィードバック制御下でのデータ収集・再学習により，制御応用における推定精度のさらなる向上が期待される．

## 7 結言

本研究では、空気圧人工筋 (MPA) そのものを物理リザーバーとして活用する物理リザーバーコンピューティング (PRC) を用いた長さ推定手法を提案し、実験的に検証した。圧力指令値・内部圧力・発揮張力の3次元入力から、外部変位センサーなしに MPA の長さを推定するモデルを構築し、以下の成果を得た。

汎化 RMSE として 1.415 mm, 劣化率 17.6% を達成し, ESN (118.5%) および ARX (165.0%) を大幅に上回る汎化性能を示した。マイクロコンピュータ (M5Stamp S3, ESP32-S3) へのリアルタイム実装を実現し, RAM 使用量 912 bytes, CPU 使用率 0.03% (20 ms 周期) という軽量実装を達成した。今後は、本研究で確立した長さ推定技術とスマート MPA プロトタイプをもとに、複数の空気圧人工筋を協調させてロボットの自律的運動生成を実現する研究へと発展させる予定である。

## 【参考文献】

- [1] T. Goto, Y. Sugimoto, D. Nakanishi, K. Naniwa, K. Osuka, "Analysis of Autonomous Coordination Between Actuators in the Antagonist Musculoskeletal Model," *Journal of Robotics and Mechatronics*, vol.33, no.2, pp.410-420, 2021.
- [2] Y. Sugimoto, K. Naniwa, D. Nakanishi, K. Osuka, "Tension Control of a McKibben Pneumatic Actuator Using a Dynamic Quantizer," *Journal of Robotics and Mechatronics*, vol.35, no.4, pp.1038-1046, 2023.
- [3] R. Sakurai, M. Nishida, T. Jo, Y. Wakao and K. Nakajima, "Durable Pneumatic Artificial Muscles with Electric Conductivity for Reliable Physical Reservoir Computing," *Journal of Robotics and Mechatronics*, vol.34, no.2, pp.240-248, 2022.
- [4] N. Akashi, Y. Kuniyoshi, T. Jo, M. Nishida, R. Sakurai, Y. Wakao and K. Nakajima, "Chaotic dynamics in the bifurcation of a pneumatic artificial muscle reservoir for physical reservoir computing," *Advanced Science*, vol.11, no.22, p.2305293, 2024.

## 〈発 表 資 料〉

| 題 名                                                                                                                                              | 掲載誌・学会名等                                                    | 発表年月         |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------|--------------|
| リザーバーコンピューティングを用いた印加圧力と発揮張力による空気圧アクチュエータの長さ推定                                                                                                    | 第 26 回計測自動制御学会 システムインテグレーション部門講演会 (SI2025), 2B4-12, 広島国際会議場 | 2025 年 12 月  |
| リザーバーコンピューティングを用いた空気圧アクチュエータのリアルタイム長さ推定                                                                                                          | 第38回自律分散システムシンポジウム (DAS2026), 静岡大学 浜松キャンパス                  | 2026 年 1 月   |
| Comparative Evaluation of Reservoir Computing Approaches for Length Estimation of McKibben Pneumatic Actuators from Pressure and Tension Signals | SICE Festival with Annual Conference 2026 (SICE FES2026)    | 2026 年 (投稿中) |