

ダチョウ首規範柔軟マニピュレータのダイナミクスを活用した触覚センシング

——センシング性能と粘弾性特性の関係について——

○中野 風志 井上 克馬 國吉 康夫 中嶋 浩平（東大）

触覚は環境との力学的相互作用を通じて成り立つ感覚であり、皮膚の柔軟性がその感覚情報を変換する役割を果たす一方で、柔軟な筋骨格系も知覚の精度を向上させる要素として注目されている。本研究では、柔軟な首を周期的に地面に接触させ、正確な知覚を実現する鳥類のついで動作に着目し、衝突した対象物の硬さを分類するタスクを定義した。また、身体と環境の相互作用のダイナミクスを活用する物理リザバー計算を用い、この分類タスクを実現するときの身体粘弾性の寄与について物理シミュレータを用いて広範に調査した。本結果は、身体を“多義的に”活用する際の、振る舞いと身体特性について重要な知見を提供する。

1. 緒言

触覚は五感の中で唯一、環境との力学的な相互作用の中で成り立つ感覚である。この相互作用は、環境との境界における柔軟物、すなわち皮膚の導入によって安全に実現される。またこの柔軟物のひずみは、センサからの感覚情報を環境の知覚に変換する役割を持つことが示されている [1, 2]。このように数々の研究が柔軟な皮膚に焦点を当てている一方で、生態心理学者の M. T. Turvey らは触覚の媒質としての柔軟な筋骨格系に着目した。彼らは身体の柔軟性が環境に関する情報を全身に反映し、知覚の精度や冗長性が向上することを指摘した [3]。さらに、身体の粘弾性特性が情報を時空間的に変調することも示した。つまり弾性の変化により体内での力の伝播速度と伝播位置が変わり、粘性の変化により身体の外力に対する応答の特性が変わる [3]。これは、身体の柔軟性は自己変形をもたらす反力の計測を困難にする、という従来のロボティクスの観点に有用な知見を与える [4]。そこで我々は、柔軟な身体を用いた触覚として、柔軟な首を有する鳥類のついで動作に着目した。我々の以前の研究では、ダチョウ首の解剖学に基づく柔軟マニピュレータを用い、それを物理リザバーとみなして対象の硬さを分類するタスクを実現した。そこで本稿ではこのタスクについて包括的なシミュレーションを行い、触覚における身体の粘弾性の寄与についての知見を得た。また、実機実験によって、それらの知見の一部を実証した。

2. 手法

2.1 物理リザバー計算

前述のとおり、触覚を考える際は柔軟な身体と環境との相互作用を一連のダイナミクスとして扱う必要がある。これらの複雑なダイナミクスを活用する手法として物理リザバー計算が挙げられる [5]。この手法では、物理系を、重みが固定されたリカレントニューラルネットワークとみなし、リードアウトと呼ばれる少数自由度の変換器のみを学習することで所望の機能を実現する。また柔軟な身体における触覚の文脈では、接触に関する情報がどのように柔軟な身体に伝播しているかを解析する手法も開発されている [6]。このように物理リザバー計算とその解析の枠組みは、知覚に対する身体パラメータや形態、振る舞いの寄与を定量化する有用な手法である [7]。

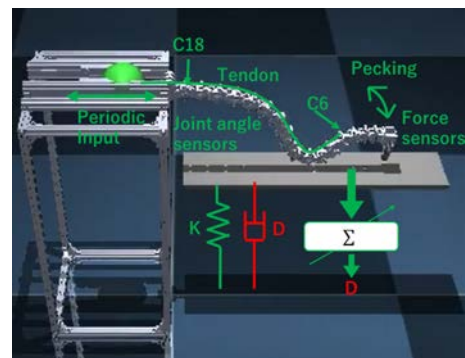


図1 実験セットアップ

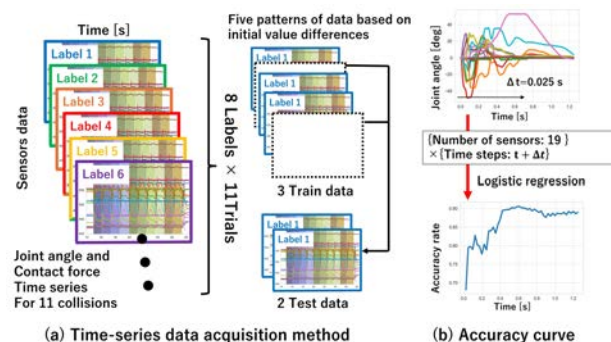


図2 データの取得方法と学習方法

2.2 タスク定義と実験セットアップ

身体の柔軟性と知覚の関係性を調べるため、我々は鳥類の採餌行動に着目した。鳥類は、20程度の頸椎を持つ柔軟な首で繰り返し地面をついで、採餌を行う。ある種の鳥類は、視覚に頼ることなく、嘴の触覚を利用して土に埋まっている獲物を検出する [8]。この触覚は鋭敏で、埋まっている対象物が石であるか貝であるかを判別できる。つまり、柔軟な首を環境に周期的に接触させ、環境に固有の量を正確に知覚している。

この点に基づいて図1に示すセットアップで計算機実験を行った。使用した物理シミュレータは、Mujoco (Multi-Joint dynamics with Contact) である [9]。これは環境と相互作用する多関節構造の計算に特化しており、かつ腱駆動系の“緩み”を再現し、首に固有のダイナミクスに従って嘴を振り下げる動作を再現できる。入力腱の端点に対するノコギリ波状の強制変位であり、その周期は可変である。この腱によって周期的についで運動をさせ、仮想的なばねとダンパが接続さ

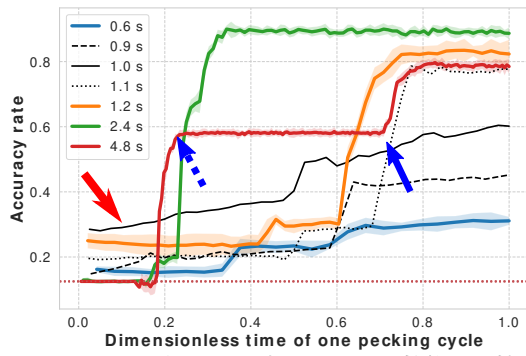


図3 ついばみ周期に対するタスク性能の比較

れた板に衝突させたときの嘴の力センサと、関節角度センサの時系列を取得する。それらの時系列に対して逐次的にロジスティック回帰を適用することで板のダンパ係数を分類する。図2にデータの取得方法と学習方法を示す。シミュレータ上で、8種類の板のダンパ係数に対して、5種類の首の初期状態から初めて11周期分のついばみ動作におけるセンサー時系列を取得する。5種類の初期状態の時系列のうちランダムに3種類を学習データ、2種類を評価データとする。それぞれのセンサーの時系列データは $\Delta t = 10$ time stepで分けされており、これまでの時間区分のデータを積算させてロジスティック回帰を適用することで、正解率の時間変化を得る。この正解率の時間変化では5種類の初期状態のうち2つの評価データを選び出す組み合わせによって平均値と分散が求められる。したがってここでは、嘴反力と関節角度の時系列を用いて対象のダンパ係数の分類タスクの、初期状態に対する汎化性能を評価している。なおこの際、実機との整合性を考慮してデータのサンプリングレートを400Hzで統一し、かつ過学習の防止の目的でセンサーデータが12bitになるように量子化した。

3. 結果

3.1 入力周期とタスク性能

図3の横軸は、それぞれのついばみ1周期分を表す無次元時間、縦軸はついばみ周期ごとの正解率の時間変化を表す。なお、これらのグラフは、図4に基づき、最良の粘弾パラメータを選んだものである。まず、概形に着目すると複数の段階に分かれて学習が進んでいる。この段階はそれぞれ、嘴が板に乗る瞬間(青破線矢印)と板から離す瞬間(青実線矢印)を表しており、その間は嘴が板に接触しているにもかかわらず学習が進まない。したがって、本タスクは首運動がもたらす環境の変化により実現することが確かめられる。次に、これらのグラフの最大値に着目すると、ついばみ周期が2.4 sの条件で最大の正解率となる一方で、4.8 sの条件では、取得しているデータの総量が多いにもかかわらず正解率が減少している。¹これは環境との相互作用が静的であり、板の粘性力より板表面の摩擦力の方が支配的になるためだと考えられる。最後に、これらのグラフの初期値(赤矢印)に着目すると、1.2 s以上の条件で

¹なお、実際のダチョウのついばみ周期は0.5~1 s程度である。この差は、入力振幅に起因すると考えられ、入力のパラメータと学習性能の関係について今後さらなる分析が必要である。

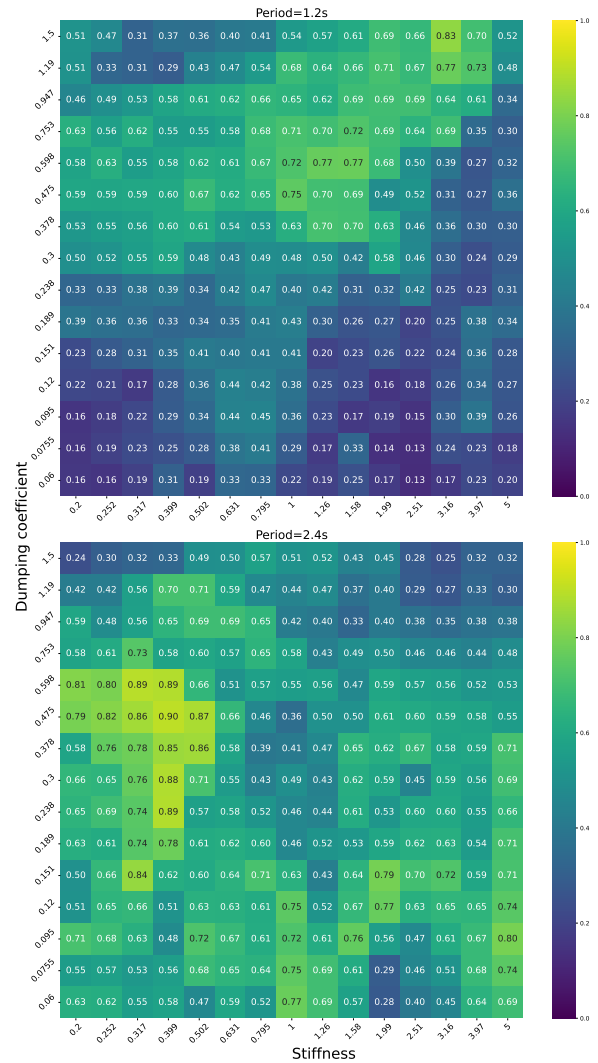


図4 身体粘弾性とタスク性能(横軸は身体の弾性。縦軸は身体の粘性。)

は、地面に衝突する前から正解率が8クラス分類の偶然の一致である12.5%を上回っている。嘴が板に触れる前は力センサの値は常に零であるから、これはダイナミックな周期運動によって、前のサイクルに関する情報が“身体の振る舞い”として“記憶”されているためだと考えられる。なお参考として、0.9 s, 1.0 s, 1.1 sの条件を黒線で示す。これらの条件では、腱の緩みによる首の自然なダイナミクスに従って嘴が板に衝突する。

3.2 身体粘弾性とタスク性能

図4は、身体粘弾性を変えた場合のタスク性能を表示したヒートマップである。ここでは図3で得られた正解率の、上位2つの周期条件について表示した。図3より、タスク性能は粘弾性に対して極大値をもち、その位置はついばみ周期ごとに異なることがわかる。これは入力の周期に応じた粘弾性調整の重要性を示している。そこで本章ではまず、物理リザーバが満たすべき性質であるEcho state propertyの観点から学習が可能な身体粘弾性の条件を考察する。次に、ダイナミックな運動中の身体内の情報の位置的な分布を分析し、タスク性能を向上させるための身体粘弾性の設計論につ

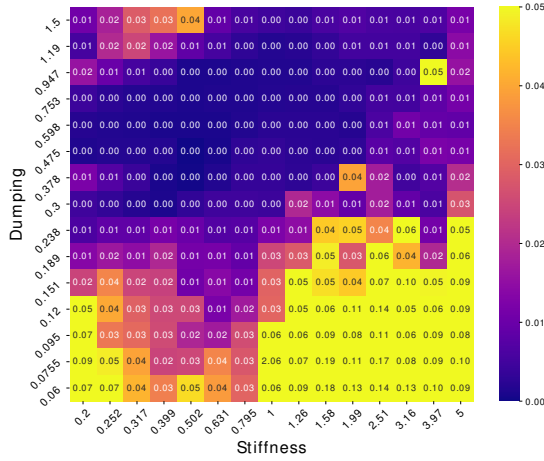


図5 ついばみ周期 1.2 s における ESP 指標

いて考察する。

3.2.1 学習が可能な身体粘弾性

物理リザーバー計算を成立させるために物理リザーバーが満たすべき性質として Echo state property (ESP) がある。物理リザーバーの状態 $\mathbf{x}$ の時間発展は、入力を $\mathbf{u}$ 、状態遷移関数を $\mathbf{F}$ として次のように書ける。

$$\mathbf{x}(n+1) = \mathbf{F}(\mathbf{u}(n), \mathbf{x}(n)) \quad (1)$$

また、初期状態 $\mathbf{x}_0$ と入力時系列 $\mathbf{s}(n) = [\mathbf{u}(0), \mathbf{u}(1), \dots, \mathbf{u}(n)]$ の結果のリザーバー状態ベクトルを $\mathbf{x}(n+1) = \hat{\mathbf{F}}(\mathbf{s}(n), \mathbf{x}_0)$ と表す。リザーバーが ESP を満たすとは、任意の初期状態 $\mathbf{x}_0, \mathbf{z}_0$ および任意の入力時系列 $\mathbf{s}$ に対して以下が成り立つことである [10]。

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \|\hat{\mathbf{F}}(\mathbf{s}(n), \mathbf{x}_0) - \hat{\mathbf{F}}(\mathbf{s}(n), \mathbf{z}_0)\|_2 = 0 \quad (2)$$

これは、異なる初期状態から出発したりザーバー状態ベクトルの間の距離が 0 に収束することを意味する。これを踏まえ本稿では、ESP 指標を以下のように定義する。

$$I = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \overline{\|\mathbf{X}^i - \mathbf{X}^1\|} \quad (3)$$

ここで $\mathbf{X}^i (i = 1, 2, \dots, N)$ は、初期値に N パターンの擾乱を与えた下でのリザーバー状態ベクトルの時系列とする。また、 $\langle \bullet \rangle$ は時間平均を、 $\bullet$ は成分ごとの平均を表す。この ESP 指標が 0 に近い場合、ESP を満たしていると考えられる。表 1 に図 4 のそれぞれの条件における ESP 指標を示す。

表 1 各つりばみ周期における ESP 指標 (平均, 標準偏差)

0.6 s	1.2 s	2.4 s	4.8 s
9.3e-2, 1.5e-1	3.7e-2, 1.4e-1	3.6e-3, 3.7e-3	2.3e-3, 1.1e-3

この表から、2.4 s および 4.8 s の条件では、ほぼ全領域で ESP が成り立つと考えられる。一方で図 4 のつりばみ周期 1.2 s の性能の分布から、この周期では粘弾性に応じて ESP の有無が決まると考えられる。そこで図 5 に、つりばみ周期 1.2 s のときの粘弾性について ESP 指標を表したヒートマップを示す。図 5 より、概して、粘性が低い条件 (下側) と、粘性に対して弾性が極端に

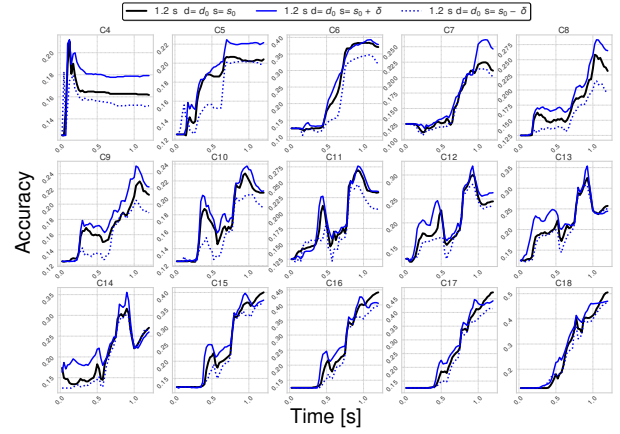


図6 高周期運動中の各関節による学習性能の比較

低い条件 (左上) では ESP が成り立たないことがわかる。図 4 を鑑みると、粘性が低い場合は擾乱の影響が関節の振動として残留し、弾性に対して粘性が高い場合は運動が阻害されるため、それぞれ ESP が成り立たず、その結果タスク性能が低下すると考えられる。

3.2.2 学習性能向上のための身体粘弾性

3.1 項では、ダイナミックな周期運動においては、1 周期前の情報が身体に振る舞いとして記憶されることを示した。本項では、この記憶の身体での位置的な分布を明らかにし、この記憶による学習性能を向上させるための身体粘弾性の制御指針を考察する。図 6 の黒線は、つりばみ周期 1.2 s で学習性能が最も高い粘弾性条件において各関節をひとつずつ学習に用いた場合の正解率の時間変化を示す (C4 は頭側を、C18 は尾側を指す。C4 より頭側は省略した)。図 6 より尾側関節 C16, C17, C18 が他に比べて学習性能が高く、衝突に関する情報が根元側に偏在していることがわかる。この偏在は、動作中の姿勢によるものと考えられる。図 1 からわかるように、根元側の関節ではモーメントアームの方向と接触力の方向が直交してより大きなトルクを生じるため、衝突の情報が相対的に反映されやすくなる。そこで粘弾性の調整によって、身体内の情報の偏在を改善できると考えられる。図 6 の青線の実線および破線は黒の実線の粘弾性条件から弾性を微小に増加・減少させた際のタスク性能を表している。弾性を微小に増加させた場合 (青の実線)、C7 から C14 の首の中間付近での学習性能の向上が見られた。これは、関節弾性を増加させることで、尾側に偏在していた情報が首の中間付近にも分配されたためだと考えられる。なお、粘性についてはこのような一貫した傾向は認められなかった。

3.3 実機によるシミュレーション結果の検証

3.2.1 項では、特に粘性が低い領域においては、身体に構造的な不安定が生じ、学習が成立しなくなることを見出した。本節では、実機実験によりこの点を確認する。図 7(a) に、実験セットアップを示す。対象物をつりばみ周期 1.2 s で繰り返しつりばみ、柔らかさが異なる 3 種類の柔軟物をつりばみ、それらを関節角度センサと嘴の力センサの時系列を用いて分類する。なお実機実験では、3 クラス分類とした。各関節は金属

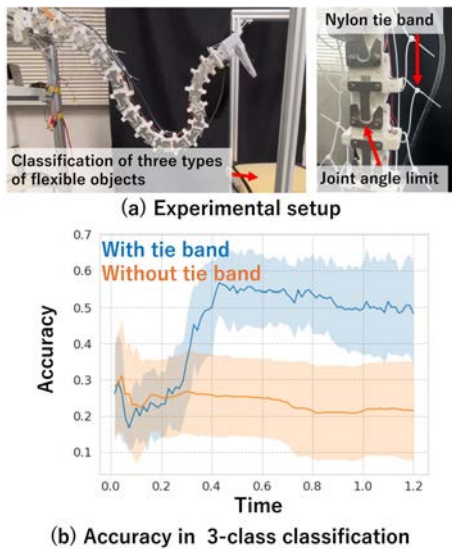


図7 ついばんだ対象物の分類実験

のパーツで可動域が制限されており、可動域の範囲内では摩擦のない多重振り子のように振る舞う。この状態でナイロンタイバンドを取り付けると、取付穴とタイバンドの摩擦およびタイバンドの弾性により、関節に疑似的な粘弾性を導入できる。図7(b)は実験結果を示している。この図が示す通り、ナイロンタイバンドが無い場合よりある場合の方が学習性能が高い。またこの時のESP指標は、タイバンドが無い場合で0.169、ある場合で0.106であった。したがって、シミュレーションで示した通り、粘弾性が低い条件では個々の関節の運動が振動的で不安定になり、学習性能が下がることが確かめられた。

4. 議論

本項では柔軟構造が環境と相互作用することで、環境に固有のダンパ係数 D を特定するタスクを扱った。これを拡張すれば、自己や環境の固有振動数などの多様な時不変量を同時に特定しそれを次の周期の環境の知覚に活かすことが出来る。これが本オーガナイズドセッション「深層生体模倣ロボティクスと多義的身体」の主テーマの“多義性”の一つの方向性だと考えている。また、物理リザーバーとしての性能の観点からは、弾性のみならず粘性の調整も重要であることが明らかになった。これは柔軟ロボットにおける可変剛性機構設計において新規な視点となると考えられる。

5. 結言

本稿では、柔軟構造のダイナミクスを用いた物理リザーバー計算を用いて分類タスクを行いその性能を包括的に評価し解析した。そして身体の粘弾性と学習性能の関係について以下の点を明らかにした：

- 相互作用によって環境を知覚するタスクでは、ある程度高速な接触が望ましい。
- 身体固有のダイナミクスを活用する高周期運動では、前周期の情報が振る舞いとして“記憶”される。
- 振る舞いの周期に応じて粘弾性を制御する必要があり、粘性と弾性の値に大きな不均衡が生じると学習性能が下がる。

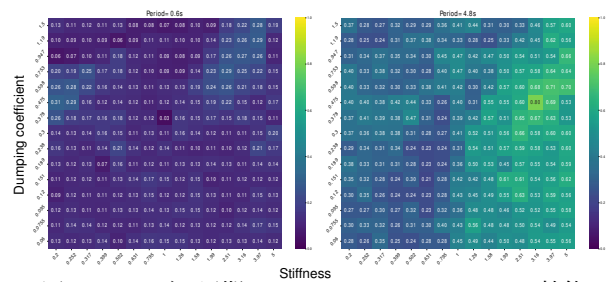


図8 ついばみ周期 0.6 s、4.8 s におけるタスク性能

- 関節の見かけ上の弾性は身体の姿勢によっても変化し、それが“記憶”を司る位置を偏在化させる。関節弾性の調整によりこの偏在が解消され、学習性能が向上する可能性がある。

今後の展望として、身体の“記憶”をもとに環境の情報をより獲得しやすいよう入力を制御する閉ループ系の構成、ダチョウ首の筋骨格構造に基づく粘弾性調整機構及びその調整アルゴリズムの構築を検討している。

6. 付録

6.1 その他のついばみ周期におけるタスク性能

図8に、ついばみ周期 0.6 s、4.8 s におけるタスク性能を示す。前者ではどの身体パラメータでも学習せず、後者では、どの条件においても概ね学習している。

参考文献

- [1] R. D. Howe, “Tactile sensing and control of robotic manipulation,” *Advanced Robotics*, vol. 8, no. 3, pp. 245–261, 1993.
- [2] K. Hosoda, Y. Tada, and M. Asada, “Anthropomorphic robotic soft fingertip with randomly distributed receptors,” *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 54, no. 2, pp. 104–109, 2006.
- [3] M. T. Turvey and S. T. Fonseca, “The medium of haptic perception: a tensegrity hypothesis,” *Journal of motor behavior*, vol. 46, no. 3, pp. 143–187.
- [4] T. G. Thuruthel, B. Shih, C. Laschi, and M. T. Tolley, “Soft robot perception using embedded soft sensors and recurrent neural networks,” *Science Robotics*, vol. 4, no. 26, p. eaav1488, 2019.
- [5] K. Nakajima, “Physical reservoir computing—an introductory perspective,” *Japanese Journal of Applied Physics*, vol. 59, no. 6, p. 060501, 2020.
- [6] K. Nakajima, N. Schmidt, and R. Pfeifer, “Measuring information transfer in a soft robotic arm,” *Bioinspiration & biomimetics*, vol. 10, no. 3, p. 035007, 2015.
- [7] L. F. Seoane, “Evolutionary aspects of reservoir computing,” *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, vol. 374, no. 1774, p. 20180377, 2019.
- [8] S. Cunningham, I. Castro, and M. Alley, “A new prey-detection mechanism for kiwi (apteryx spp.) suggests convergent evolution between paleognathous and neognathous birds,” *Journal of Anatomy*, vol. 211, no. 4, pp. 493–502, 2007.
- [9] E. Todorov, T. Erez, and Y. Tassa, “Mujoco: A physics engine for model-based control,” in *2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. IEEE, 2012, pp. 5026–5033.
- [10] C. Gallicchio, “Chasing the echo state property,” in *Proceedings of the 27th European Symposium on Artificial Neural Networks*, 2019.