

「システム工学を変革するソフトロボット学」特集号

解 説

物理リザーバー計算の射程
—ソフトロボットを例に

中嶋 浩平*

1. はじめに

本稿では、近年提案された物理リザーバー計算 (Physical Reservoir Computing) のフレームワークについて紹介する。物理リザーバー計算を理解するには、当然ながら、まずはその前身の概念であるリザーバー計算 (Reservoir Computing) を理解する必要がある。リザーバー計算とは、一言で言ってしまうと、リカレントニューラルネットワーク (Recurrent Neural Network) の学習法の一つであり、2000 年代初頭に提案された Echo State Network[1,2] や Liquid State Machine[3] などを包括する情報処理フレームワークを指す [4,5]。

通常、リカレントニューラルネットワークの学習にはバックプロパゲーション・スルー・タイム (Backpropagation through time) などが使われる。この手法では、あるターゲットの関数に合わせて、内部の結合荷重をすべてチューニングすることで、ネットワーク全体を、所望の関数に近づけようと学習が成される。一方、リザーバー計算では、中間層に膨大な数の計算素子をランダムに結合したリカレントネットワークを用意し (これをリザーバーとよぶ)、学習はそのネットワークの結合は不変 (同じく、入力からリザーバーへの結合荷重も一般に不変) とし、リードアウト部のみをチューニングすることでなされる。この手法のため、学習は、最もシンプルな場合は、線形回帰やリッジ回帰などを用いて、素早くかつ安定に成される。このことから、エッジにおけるシグナル処理やロボットの行動制御など、さまざまな場面での応用が目されている [6–10]。

リザーバー計算では、以上で説明したように内部の結合の詳細なチューニングを必要としないため、中間層の部分を物理系にアウトソースすることが可能である。つまり、物理系のダイナミクスをそのままリザーバーとして活用し、われわれの計算の目的に使ってしまうということである。このフレームワークを物理リザーバー計算とよぶ。物理系のダイナミクスが計算資源となるため、各物理系の性質に応じて、同じ計算を実装するにしても、その応用先は多種多様である。現在、続々とその実装例が報告されており、それらを挙げると、量子多体系 [11,12]、

光 [13]、スピントロニクス [14–17]、アナログ回路 [18]、メカニクス [19–29]、生物学的な媒体 (培養細胞など) など、さまざまな物理スケールに及んでいる。現状、どのような種類の物理リザーバーがあるかに興味のある方は文献 [30] を読まれることを薦める。

以上が、物理リザーバー計算の簡単な概略となる。「この手法は、現行の汎用計算機に取って代わるフレームワークになりうるか？」筆者は、物理リザーバー計算の真価は、このような問いとは別のところにあると考える。本稿では、通常の PC (もちろんこれもある種の物理系であるが) で実装されるリザーバー計算から物理リザーバー計算に展開することで何が“面白く”なるのかについて、筆者が着目するポイントを少し述べてみたいと考える。話は、リザーバー計算の代表的システムである Liquid State Machine の成立過程にさかのぼる。

2. Liquid State Machine の成立
—“wetware” とその含意

Liquid State Machine を提唱したメンバーの一人である Wolfgang Maass 氏はその概念を発表すると同時期にある論文で面白い見解を述べている [31]。以下がその部分的な要約である。

『もし目の前の PC に水を注ぐと、その PC は瞬間に壊れ、機能を停止するであろう。それは PC が乾いた環境で機能するように開発されたからである。この事実はハードウェアとソフトウェアで構成されている現在の PC の難点を示している。一方、我々の神経系つまり脳はそもそもが塩水にひたった環境において機能する、つまり wetware であると呼べるであろう。我々の脳という優れた計算機は海水のような溶液の中でも機能するようにできている。それは、我々の祖先が海からやってきているからである。つまり、我々各々の頭の中で、計算の歴史の残響が未だに鳴り響いているのである。…』

この論文 [31] では、以降、脳の情報処理に関する考察へと話が展開していくのであるが、この書き出し部に表れている発想は、本稿の主題である物理リザーバー計算の本質を洞察している。

まず、ここで確認すべき重要な点は、端的に計算とい

* 東京大学 大学院 情報理工学系研究科

Key Words: soft robotics, reservoir computing, physical reservoir computing.

われる抽象的な入出力関係が、一度、物理系を介して実装されると、その物理系の特性やその実行環境の影響が、そもそもの目的である計算に加えて新たな機能として付与される点である。たとえば、同じ計算を実装するにしても、その実装する物理系（ここでは通常の PC と脳）に応じて水に対する頑健性が異なることを上述の例は指摘している。

われわれが普段使っている PC は、ここでいうようにハードウェアとソフトウェアにより構成されている。ハードウェアが PC における“物理的”な部分であり、ソフトウェアはいわばそれに対する指令・コードの束であり、両者は相互補完的に機能している。つまり、ハードウェアは、実行環境も含めてソフトウェアの指令を処理できるように、それに特化する形で構成されている。一方、神経系は、塩水に浸っているがそれは情報処理に特化した結果そうだったというだけではあるまい。むしろ、進化の過程で、その所与の状況（祖先は海からきているという経緯）をうまく活用するメカニズムが選ばれたと考えた方がよいかもしれない。

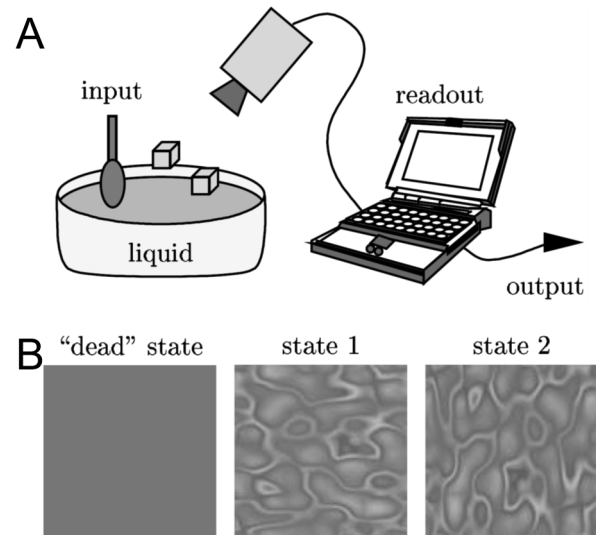
Liquid State Machine の概念の成立過程を追っていくと、脳の情報処理を考察するにあたって、Wolfgang Maass らは神経系をよくありがちな計算素子のネットワークとして抽象化するのではなく、別の物理系、つまり liquid の挙動にたとえているのがわかる。しかも、それは比喩ではなく、具体的に構想さえしている。そのシステムは“Liquid computer”とよばれる [32]。

2.1 “Liquid computer”と“Liquid brain”

Wolfgang Maass らは、脳の情報処理が、アトラクタのような安定状態（それがあっても“dead state”だけ）を使った情報処理を行っておらず、聴覚や視覚を含め、多くの場合、時間的に変化している刺激に対する実時間処理を行っており、脳の状態は常時遷移状態にあるという点に着目し、液体（たとえば、コップの中のコーヒー）を計算に使うことを発想する [32]。

以上の観察から、ここで考えたいのは、時系列に対する計算である。つまり、時間の関数である入力 $v(\cdot)$ から時間の関数である出力 $v(\cdot)$ への変換である。この変換は、一般に、オペレータあるいはフィルタとよばれる。以下、フィルタとよぶことにする。

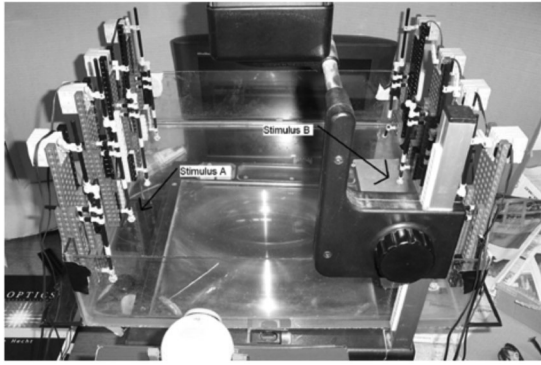
第 1 図 A を見よ。これが Wolfgang Maass らが構想した“Liquid computer”の模式図である。カップにコーヒーなどの液体を入れ、その水面をスプーンがヒットするか、角砂糖が落ちるかというような“摂動”の系列として入力が入る。水面の状態をビデオカメラで撮り、時刻 t の状態を $x(t)$ とする（第 1 図 B）。PC は現時刻 t の水面の状態を使って計算結果を出力する。この計算機の面白いところは、PC での処理が過去の水面の状態を記憶していなくてもさまざまなフィルタが構成できることである ($v(t) = f(x(t))$)。たとえば、このようなフィルタ



第 1 図 Natschlager-Maass-Markram による“Liquid computer”の概略。[32]より転載）A. “Liquid computer”の模式図。B. liquid の表面波をビデオカメラで撮影しその画像を liquid の状態とする。スプーンによる摂動と角砂糖の落下による摂動という入力の入る順番などにより水面の状態は変化する (state 1,2 のように)。

の例として、この計算機が過去 2 秒間の間に落ちた角砂糖の数を出力せねばならないとしよう。PC でのリードアウトが記憶を保持しない場合、当然、現在の水面の状態が、過去 2 秒間の角砂糖の数を識別可能な形で表現している必要がある。つまり、この意味では、過去 2 秒間に起きうるすべての角砂糖の落ちるパターン（たとえば、角砂糖が一個落ちてからスプーンがヒットして再度一個角砂糖が落ちる、あるいは角砂糖が二個続けて落ちるなど）が現在の水面の状態に明確に分離して表現されていなければいけません。これを liquid の分離特性 (separation property) とよぼう。つぎに、分離した状態を得たい出力にマップしないとイケない（つまり、この場合だと、角砂糖が一個落ちてからスプーンがヒットして再度一個角砂糖が落ちた場合と、角砂糖が二個続けて落ちた場合は、いずれも出力は“2”だ）。この特性をリードアウトの変換 f の近似特性 (approximation property) とよぼう。面白いことに、この二つの特性（点分離特性をもつフィルタの集まり（フィルタバンク）と一様近似特性をもつ読み取り部）をうまく構成すれば、あらゆる減衰記憶 (fading memory) をもつ時間不変なフィルタが任意の精度で近似できることが証明できる [3,33,34]（最もシンプルな構成の例としては、シフトレジスタに過去の入力を格納し、それを引数とした feedforward neural network などが考えられるであろう）。この論文では、この“Liquid computer”を形式化したものが Liquid State Machine であると述べている [32]。

Wolfgang Maass らによる“Liquid computer”ならび



第2図 Fernando-Sojakkaによる“Liquid brain”[35] ([35]より転載)

にその形式化である Liquid State Machine の構想は、当然、脳の情報処理様態の理解のため脳科学者に向けて書かれていると考えられる。しかし、発信されたメッセージは常に意図通りに、想定読者に届くとは限らない。イギリス・Sussex大学の計算機科学グループの Fernando と Sojakka は、いち早くこの構想を現実に実装してみた[35]。このシステムを彼らは“Liquid brain”とよんだ(第2図)。曰く、

『Here we have taken the metaphor seriously and demonstrated that real water can be used as an LSM for solving the XOR problem and ...』

彼らは、このシステムを用いて、XOR や音声認識が実装できることを示した[35]。当然のことながら、ここでバケツの水は計算用に作られたものではなく、むしろ計算に使われてしまっていると考えられる。

3. やわらかいロボットへの展開

通常、計算機は、その名の通り計算を実装することを目的としている。そのため、ハードウェアは計算を実装するのに特化した構造をもつのが一般である。ここでは、計算の具体的な方式が先に定まっており、それを実現するために部品が詳細に配置される。一方、これまで紹介してきた Liquid computer や Liquid brain では、むしろ liquid の物理特性からスタートし、その性質をうまく使うことはできないか？ という方向で発想をめぐらし、新たな計算の実装法を着想するに至っている。

3.1 Embodiment の重要性

ロボティクスにおいては、これまで、計算や抽象的な演算あるいは行動制御を物理系で実装する際に、その物自体に不可避的にかつ意図に反して付随してしまう機能をむしろ積極的に受け入れる考え方が強調されてきた。それが Embodiment という考え方である[36–38]。たとえば、Passive dynamic walker とよばれるロボットは、制御器をもたずともその身体の形状のデザインと環境の相互作用により滑らかな歩行を実現する[39]。このよう

な性質は Bio-inspired robotics において二足歩行のみならず、四つ足ロボットのケースにおいてもさまざまに研究がなされている[40–43]。同様の性質が、たとえば魚の身体と媒質の流れとの相互作用にも見つかっており、死んだ魚においてもその身体の形状と流れの渦の兼ね合いで流れをのぼる泳ぎが生成できることが示されている[44]。また要素の形状がどのように大域的なシステムの挙動に影響するか、といった Self-assembling の研究も多くなされている[45–48]。これらのようにシステムの形状がどのようにその機能に影響を与えるかを探求する分野は Morphological computation とよばれる[49]。

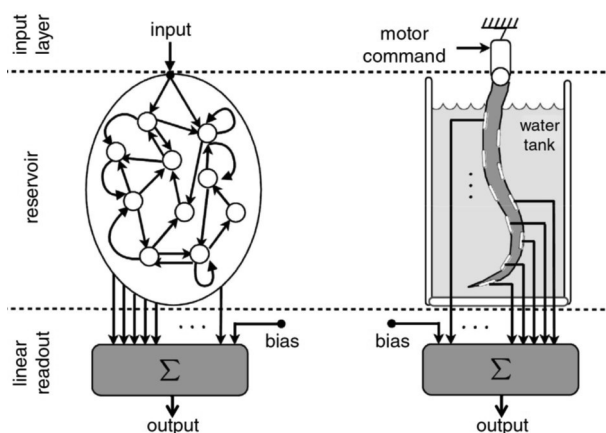
このようにロボットの身体が不可避的かつ固有にもつ情報処理能力を定量的に扱うことはできないか？ このモチベーションのもと、Helmut Hauser らは Morphological computation を理論的に扱うフレームワークの構築を試みている[50]。ここでは、ロボットの身体をモデル化するのによく使われるバネ・マス系を考え、まず、線形なバネ・マス系が、先に述べたフィルタバンクを構成可能であることを説明した。つまり、Maass らの主張と同様に、読み出し口をうまく設計すれば、バネ・マス系を活用して、減衰記憶をもつフィルタが構成できることになる。さらに、複雑で非線形なバネ・マス系では、読み出し口の非線形性もバネ・マス系にアウトソースし、ただか線形の組合せで、十分に非線形な減衰記憶をもつフィルタがエミュレート可能であることを数値的に示した。つまり、この手法は、ただそこにあるだけのロボットの身体が、ある条件のもと、減衰記憶をもつフィルタとして活用できる可能性を示唆している。このとき、身体は reservoir として機能し、ある種のリカレントニューラルネットワークと同等の計算を実装できることになる。

3.2 タコ腕を使ったりザバー計算

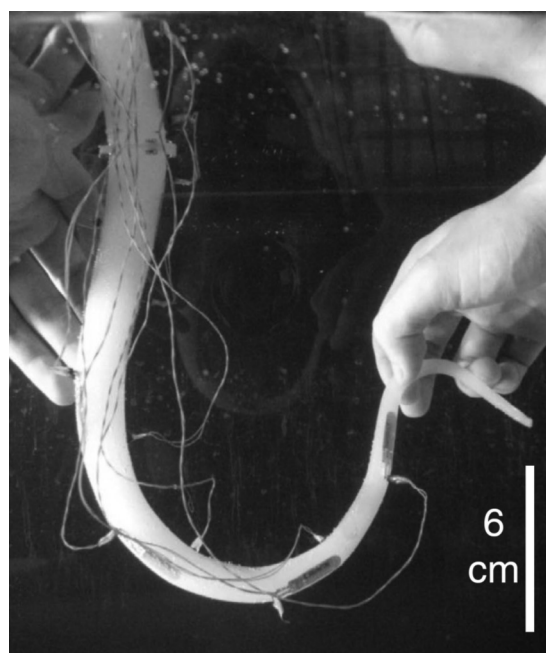
Helmut Hauser らが上述の論文をまとめているころ、筆者は、ちょうどスイス・チューリヒ大学の同じ AI ラボで、別のプロジェクトのポスドクとして研究に従事していた。それが、2009 年よりスタートした EU project “OCTOPUS” である。ここでは、生物のタコに学びながら、やわらかいロボット(ソフトロボット)の開発・制御理論の構築が主眼とされていた。

ソフトロボットはメカニカルなやわらかさに付随する多くの利点を携えている[51–53]。一方で、普通のロボットに比して、重大な難点も抱えている。それは、制御がきわめて難しいということである[54]。ソフトロボットは一般に劣駆動系であり、自由度の数に対して、アクチュエータの数が少ない。また、アクチュエートされた際、その身体は多様で複雑なダイナミクスを生成する[55–57]。それらは、多くの場合、高次元であり、非線形、また過去の刺激の履歴に依存している。

これらの性質は、通常の制御手法の適用をきわめて難しくするが、われわれは、むしろ、この多様なダイナミ



第 3 図 やわらかいロボットの身体をリザーバーとして活用する ([24] より転載)



第 4 図 シリコンでできたソフトロボットアーム ([24] より転載)

クスを情報処理のための計算資源として活用できないか、と考えた。つまり、やわらかい身体の複雑なダイナミクスを reservoir として活用しようということである (第 3 図)。実際、シリコンでできたタコ腕型のソフトロボットを用いて (第 4 図)、その複雑なダイナミクスは制御するのが難しい一方、reservoir として活用されれば、きわめて高い計算能力を発揮することが示された [22,24,28]。そして、とくに、フィードバックループを活用して、“自らの動き”を計算資源として活用し、“つぎの自らの動き”を制御することが可能となることを実証した [21,22]。つまり、ソフトロボットの制御における難点は、物理リザーバー計算の技術を通して、そのまま制御における長所として捉えなおすことができることになる。

4. 議論：二つのステップ

ここまで Maass らの wetware, Liquid computer の構想からスタートし、タコ腕型ソフトロボットが reservoir として活用されるまでの流れをイラストレートしてきた。最後に、ここに顕著に見られる二つのステップを強調しておきたい。

1. 計算機とはその名の通り計算を実装することを目的として作られた機械であるが、物理系で実装される以上、計算という機能に加えて、その物性も不可避免的にその機能に付与されてしまう (見方によって、いい面も悪い面もあるだろう)。これは wetware の例で確認した通りである。このことは、リザーバー計算においてもそのまま当てはまる。同じ計算を実装するにしても、採用する物理リザーバーの性質によって、目的とする計算以外のご利益がある場合がある。たとえば、レーザであれば速い計算、水であれば水に強い計算が実装できるなどである。多くの物理リザーバー計算において議論されている利点はおおむねこのステップに属する。
2. 先に見たように、ロボットの身体を考えたとき、それはもちろん計算を実装するために作られたものではない。身体はロボットを構成するのに不可欠な要素であり、ロボットが行動を引き起こす際に活用される。つまり、その機能は、あえていうなら行動の実装である。このとき、身体がある性質をもてば (たとえばソフトロボットのように)、物理リザーバー計算のフレームワークのもと、それ自体が計算にも使えてしまう (上の例では、制御機)。つまり、身体にまつわる同じ現象に、「行動」という機能と「計算」という機能が付与されることになる。ここでは行動することで計算をしてしまっている。これは、ターゲットとする行動に付随するダイナミクス自体が制御のために使えるので、ターゲットの行動を実現させるために外から制御機・計算機を付加するどんなアプローチよりも効率的であることは言わずもがなである。一方で、この手法は、どんな行動・計算でも実装できるわけではない。各系特有のダイナミクスに合わせて実装できるタスクは異なる。つまり、各身体が得意とする行動・計算があるということである。

ステップ 2 はステップ 1 の派生であるともいえるが、ここでは、まずもって計算を目的として物理系が構成されていないことがおもな違いである。筆者は、物理リザーバー計算の最も面白い点は、ステップ 1 からステップ 2 への推移をきわめて容易に引き起こしてしまう点にあると考える。これは、リザーバー計算のフレームワークが物理系の自然なダイナミクスを計算資源に使うことを許容していることからくるものである (物理リザーバー計算では、多くの場合、計算用に物理系を緻密に構成する必要

はなく、むしろそれぞれの物理系に入力を入れた際のダイナミクスの性質によって、計算の多様性が生み出されている)。

では、ステップ2に属するものにはタコ腕以外にどのようなものがありうるであろうか？ この問いこそが、まさに筆者らのチームが現在取り組んでいる探求の方向性であり、将来的にこれから物理リザーバー計算分野において深められるべきテーマであろうと考えている。

謝 辞

This work was supported by the New Energy and Industrial Technology Development Organization (NE-DO), by JSPS KAKENHI Grant Numbers JP18H05472, and by MEXT Quantum Leap Flagship Program (MEXT Q-LEAP) Grant Number JPMXS0118067394.

(2019年8月20日受付)

参 考 文 献

- [1] H. Jaeger: The “echo state” approach to analysing and training recurrent neural networks-with an erratum note; *German National Research Center for Information Technology GMD Technical Report*, Vol. 148, No. 34 (2001)
- [2] H. Jaeger and H. Haas: Harnessing nonlinearity: Predicting chaotic systems and saving energy in wireless communication; *Science*, Vol. 304, No. 5667, pp. 78–80 (2004)
- [3] W. Maass, T. Natschläger and H. Markram: Real-time computing without stable states: A new framework for neural computation based on perturbations; *Neural computation*, Vol. 14, No. 11, pp. 2531–2560 (2002)
- [4] M. Lukoeviius and H. Jaeger: Reservoir computing approaches to recurrent neural network training; *Computer Science Review*, Vol. 3, No. 3, pp. 127–149 (2009)
- [5] D. Verstraeten, B. Schrauwen, M. d’Haene and D. Stroobandt: An experimental unification of reservoir computing methods; *Neural Networks*, Vol. 20, No. 3, pp. 391–403 (2007)
- [6] J. Kuwabara, K. Nakajima, R. Kang, D. T. Branson, E. Guglielmino, D. G. Caldwell and R. Pfeifer: Timing-based control via echo state network for soft robotic arm; *Proceedings of the 2012 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp. 1–8 (2012)
- [7] T. Li, K. Nakajima, M. Cianchetti, C. Laschi and R. Pfeifer: Behavior switching by using reservoir computing for a soft robotic arm; *Proceedings of 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 4918–4924 (2012)
- [8] T. Li, K. Nakajima, M. Calisti, C. Laschi and R. Pfeifer: Octopus-inspired sensorimotor control of a multi-arm soft robot; *Proceedings of 2012 International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA)*, pp. 948–955 (2012)
- [9] T. Li, K. Nakajima and R. Pfeifer: Online learning technique for behavior switching in a soft robotic arm; *Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 1288–1294 (2013)
- [10] J. Pathak, B. Hunt, M. Girvan, Z. Lu and E. Ott: Model-free prediction of large spatiotemporally chaotic systems from data: A reservoir computing approach; *Phys. Rev. Lett.*, Vol. 120, pp. 024102 (2018)
- [11] K. Fujii and K. Nakajima: Harnessing disordered-ensemble quantum dynamics for machine learning; *Physical Review Applied*, Vol. 8, pp. 024030 (2017)
- [12] K. Nakajima, K. Fujii, M. Negoro, K. Mitarai and M. Kitagawa: Boosting computational power through spatial multiplexing in quantum reservoir computing; *Physical Review Applied*, Vol. 11, pp. 034021 (2019)
- [13] L. Larger, A. Baylon-Fuentes, R. Martinenghi, V. S. Udaltsov, Y. K. Chembo and M. Jacquot: High-speed photonic reservoir computing using a time-delay-based architecture: Million words per second classification; *Phys. Rev. X*, Vol. 7, pp. 011015 (2017)
- [14] J. Torrejon, M. Riou, F. A. Araujo, S. Tsunegi, G. Khalsa, D. Querlioz, P. Bortolotti, V. Cros, K. Yakushiji, A. Fukushima, H. Kubota, S. Yuasa, M. D. Stiles and J. Grollier: Neuromorphic computing with nanoscale spintronic oscillators; *Nature*, Vol. 547, pp. 428–431 (2017)
- [15] T. Furuta, K. Fujii, K. Nakajima, S. Tsunegi, H. Kubota, Y. Suzuki and S. Miwa: Macromagnetic simulation for reservoir computing utilizing spin-dynamics in magnetic tunnel junctions; *Physical Review Applied*, Vol. 10, pp. 034063 (2018)
- [16] S. Tsunegi, T. Taniguchi, S. Miwa, K. Nakajima, K. Yakushiji, A. Fukushima, S. Yuasa and H. Kubota: Evaluation of memory capacity of spin torque oscillator for recurrent neural networks; *Japanese Journal of Applied Physics*, Vol. 57, pp. 120307 (2018)
- [17] S. Tsunegi, T. Taniguchi, K. Nakajima, S. Miwa, K. Yakushiji, A. Fukushima, S. Yuasa and H. Kubota: Physical reservoir computing based on spin torque oscillator with forced synchronization; *Applied Physics Letters*, Vol. 114, pp. 164101 (2019)
- [18] L. Appeltant, M. C. Soriano, G. Van der Sande, J. Danckaert, S. Massar, J. Dambre, B. Schrauwen, C. R. Mirasso and I. Fischer: Information processing using a single dynamical node as complex system; *Nat. Commun.*, Vol. 2, pp. 468 (2011)
- [19] K. Nakajima, H. Hauser, R. Kang, E. Guglielmino, D. G. Caldwell and R. Pfeifer: Computing with a Muscular-Hydrostat System; *Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Robotics and Au-*

- tation (ICRA), pp. 1496–1503 (2013)
- [20] K. Nakajima, H. Hauser, R. Kang, E. Guglielmino, D. G. Caldwell and R. Pfeifer: A soft body as a reservoir: Case studies in a dynamic model of octopus-inspired soft robotic arm; *Frontiers in Computational Neuroscience*, Vol. 7, p. 91 (2013)
 - [21] Q. Zhao, K. Nakajima, H. Sumioka, H. Hauser and R. Pfeifer: Spine dynamics as a computational resource in spine-driven quadruped locomotion; *Proceedings of 2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 1445–1451 (2013)
 - [22] K. Nakajima, T. Li, H. Hauser and R. Pfeifer: Exploiting short-term memory in soft body dynamics as a computational resource; *Journal of the Royal Society Interface*, Vol. 11, No. 100, pp. 20140437 (2014)
 - [23] K. Caluwaerts, et al.: Design and control of compliant tensegrity robots through simulation and hardware validation; *J. Royal Society Interface*, Vol. 11, No. 98, pp. 20140520 (2014).
 - [24] K. Nakajima, H. Hauser, T. Li and R. Pfeifer: Information processing via physical soft body; *Scientific Reports*, Vol. 5, p. 10487 (2015)
 - [25] K. Nakajima: Muscular-hydrostat computers: Physical reservoir computing for octopus-inspired soft robots; *Brain Evolution by Design (Springer Japan)*, pp. 403–414 (2017)
 - [26] Y. Yamanaka, T. Yaguchi, K. Nakajima and H. Hauser: Mass-spring damper array as a mechanical medium for computation; *Lecture Notes in Computer Science (vol 11141): International Conference on Artificial Neural Networks (ICANN2018)*, Springer, Cham., pp. 781–794 (2018)
 - [27] K. Nakajima, T. Li and N. Akashi: Soft timer: dynamic clock embedded in soft body; *Robotic Systems and Autonomous Platforms: Advances in Materials and Manufacturing* (Woodhead Publishing in Materials), pp. 181–196 (2018)
 - [28] K. Nakajima, H. Hauser, T. Li and R. Pfeifer: Exploiting the dynamics of soft materials for machine learning; *Soft Robotics*, Vol. 5, No. 3, pp. 339–347 (2018)
 - [29] E. A. Torres, K. Nakajima and I. S. Godage: Information processing capability of soft continuum arms; *Proceedings of 2019 2nd IEEE International Conference on Soft Robotics (RoboSoft)*, pp. 441–447 (2019)
 - [30] G. Tanaka, et al.: Recent advances in physical reservoir computing: A review; *Neural Networks*, Vol. 115, pp. 100–123 (2019)
 - [31] W. Maass: wetware; in TAKEOVER: *Who is Doing the Art of Tomorrow (Ars Electronica 2001)*, pp. 148–152, Springer (2001)
 - [32] T. Natschlaeger, W. Maass and H. Markram: The “liquid computer”: A novel strategy for real-time computing on time series; *Special Issue on Foundations of Information Processing of TELEMATIK*, Vol. 8, No. 1, pp. 39–43 (2002)
 - [33] S. Boyd and L. Chua: Fading memory and the problem of approximating nonlinear operators with Volterra series; *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, Vol. 32, No. 11, pp. 1150–1161 (1985)
 - [34] W. Maass and H. Markram: On the computational power of circuits of spiking neurons; *Journal of Computer and System Sciences*, Vol. 69, No. 4, pp. 593–616 (2004)
 - [35] C. Fernando and S. Sojakka: Pattern recognition in a bucket; *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 2801, p. 588, Springer (2003)
 - [36] R. Pfeifer and C. Scheier: *Understanding Intelligence*, MIT Press (2001)
 - [37] R. Pfeifer and J. Bongard: *How the Body Shapes the Way We Think: A New View of Intelligence*, MIT Press (2006)
 - [38] R. Pfeifer, M. Lungarella and F. Iida: Self-organization, embodiment, and biologically inspired robotics; *Science*, Vol. 318, No. 5853, pp. 1088–1093 (2007)
 - [39] T. McGeer: Passive dynamic walking; *I. J. Robotic Res.*, Vol. 9, No. 2, pp. 62–82 (1990)
 - [40] Q. Zhao, H. Sumioka, X. Yu, K. Nakajima, Z. Wang and R. Pfeifer: The function of the spine and its morphological effect in quadruped robot locomotion; *Proceedings of 2012 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, pp. 66–71 (2012)
 - [41] Q. Zhao, K. Nakajima, H. Sumioka, X. Yu and R. Pfeifer: Embodiment enables the spinal engine in quadruped robot locomotion; *Proceedings of 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 2449–2456 (2012)
 - [42] N. Schmidt, M. Hoffmann, K. Nakajima and R. Pfeifer: Bootstrapping perception using information theory: Case studies in a quadruped robot running on different grounds; *Advances in Complex Systems*, Vol. 16, Nos. 1–2, pp. 1250078 (2013)
 - [43] Q. Zhao, H. Sumioka, K. Nakajima, X. Yu and R. Pfeifer: Spine as an engine: Effect of spine morphology on spine-driven quadruped locomotion; *Advanced Robotics*, Vol. 28, No. 6, pp. 367–378 (2014)
 - [44] J. C. Liao: Neuromuscular control of trout swimming in a vortex street: Implications for energy economy during the Karman gait; *Journal of Experimental Biology*, Vol. 207, No. 20, pp. 3495–3506 (2004)
 - [45] A. M. T. Ngouabeu, S. Miyashita, R. M. Fuchslin, K. Nakajima, M. Goldi and R. Pfeifer: Self-organized segregation effect on water based self-assembling robots; *Proceedings of 12th International Conference on the Simulation and Synthesis of Living System (Artificial Life XII)*, MIT Press, pp. 232–238 (2010)

- [46] S. Miyashita, A. M. T. Nguabeu, R. M. Fuchslin, K. Nakajima, C. Audretsch and R. Pfeifer: Basic problems in self-assembling robots and a case study of segregation on tribolon platform; *Studies in Computational Intelligence*, Vol. 355, pp. 173–191 (2011)
- [47] K. Nakajima, A. M. T. Nguabeu, S. Miyashita, M. Goldi, R. M. Fuchslin and R. Pfeifer: Morphology-induced collective behaviors: Dynamic pattern formation in water-floating elements; *PLoS ONE*, Vol. 7, No. 6, pp. e37805 (2012)
- [48] S. Miyashita, K. Nakajima, Z. Nagy and R. Pfeifer: Self-organized translational wheeling behavior in stochastic self-assembling modules; *Artificial Life*, Vol. 19, No. 1, pp. 79–95 (2013)
- [49] R. Pfeifer and G. Gómez: Morphological computation-connecting brain, body, and environment; *Creating Brain-like Intelligence*, pp. 66–83, Springer (2009)
- [50] H. Hauser, A. J. Ijspeert, R. M. Fuchslin, R. Pfeifer and W. Maass: Towards a theoretical foundation for morphological computation with compliant bodies; *Biological Cybernetics*, Vol. 105, Nos. 5–6, pp. 355–370 (2011)
- [51] S. Kim, C. Laschi and B. Trimmer: Soft robotics: A bioinspired evolution in robotics; *Trends in Biotechnology*, Vol. 31, No. 5, pp. 287–294 (2013)
- [52] C. Laschi, B. Mazzolai and M. Cianchetti: Soft robotics: Technologies and systems pushing the boundaries of robot abilities; *Science Robotics*, Vol. 1, No. 1, pp. eaah3690 (2016)
- [53] D. Rus and M. T. Tolley: Design, fabrication and control of soft robots; *Nature*, Vol. 521, No. 7553, p. 467 (2015)
- [54] T. Li, K. Nakajima, M. J. Kuba, T. Gutnick, B. Hochner and R. Pfeifer: From the octopus to soft robots control: An octopus inspired behavior control architecture for soft robots; *Vie et Milieu*, Vol. 61, pp. 211–217 (2012)
- [55] K. Nakajima, T. Li, H. Sumioka, M. Cianchetti and R. Pfeifer: Information theoretic analysis on a soft robotic arm inspired by the Octopus; *Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, pp. 110–117 (2011)
- [56] K. Nakajima, T. Li, R. Kang, E. Guglielmino, D. G. Caldwell and R. Pfeifer: Local information transfer in soft robotic arm; *Proceedings of 2012 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, pp. 1273–1280 (2012)
- [57] K. Nakajima, N. Schmidt and R. Pfeifer: Measuring information transfer in a soft robotic arm; *Bioinspiration & Biomimetics*, Vol. 10, No. 3, pp. 035007 (2015)

著者略歴

なか じま こう へい
中 嶋 浩 平



2009年東京大学大学院総合文化研究科博士課程修了。博士（学術）。以降、チューリッヒ大学、スイス連邦工科大学チューリッヒ校 (ETH Zurich) にてポスドク、JSPS 海外特別研究員を経て、2014–2017年京都大学白眉センター特定助教。また、2015–2019年JST さきがけ研究員（兼任）。現在、東京大学大学院情報理工学系研究科先端人工知能学教育寄附講座にて特任准教授。専門は非線形力学系、身体性ロボティクス、ソフトロボティクス、（物理）リザバー計算など。