

FS Focused Session "AI Electronics" Poster presentation : FS.1 Focused Session "AI Electronics"

[8a-P10-1~8] FS.1 Focused Session "AI Electronics"

[8a-P10-1]

Simulation analysis on binary neural network circuits implementing magnetic tunnel junctions with high magnetoresistance ratios

○(M2)Rei Kusunose¹, Ayane MATsuzaki¹, Seiji Adachi¹, Kota Ando¹, Tetsuya Asai¹, Takao Marukame¹ (1.Hokkaido Univ.)

[8a-P10-2]

Analysis of Split Weight Distribution Learning for Binary Quantization in CNN

○(B)Seiji Adachi¹, Ayane Matsuzaki², Rei Kusunose², Takao Marukame², Kota Ando², Tetsuya Asai² (1.Hokkaido Univ., 2.Hokkaido Univ. IST)

[8a-P10-3]

Investigation of Weight Quantization Methods for Spiking Neural Networks for Low-power Hardware Deployment

○(M1)Ayane Matsuzaki¹, Rei Kusunose¹, Seiji Adachi¹, Takao Marukame¹, Kota Ando¹, Tetsuya Asai¹ (1.Hokkaido Univ.)

[8a-P10-4]

Classification mechanism of optical patterns directly irradiated to a solid electrolyte reservoir

○(B)Kenshin Takeo¹, Tomoki Saitoh¹, Souta Satoh¹, Kanon Nakazawa¹, Kouki Masuda¹, Tsuyoshi Hasegawa¹ (1.Waseda Univ.)

[8a-P10-5]

Classification of optical patterns by a physical reservoir made of BiVO₄ particles

○(M1)TSUBASA NISHIKAWA¹, TSUYOSHI HASEGAWA¹ (1.Waseda Univ.)

[8a-P10-6]

Photo-assisted Physical Reservoir of Ag₂S island

○(M1)Takao Fukuda¹, Tsuyoshi Hasegawa¹ (1.Waseda Univ.)

[8a-P10-7]

Arrayed dye-sensitized photoelectronic synapses for self-powered dynamic motion vision system

○Yuya Tai¹, Tomotari Kanatsuka¹, Hiroaki Komatsu¹, Takashi Ikuno¹ (1.Tokyo Univ. of Sci.)

[8a-P10-8]

Physical reservoir computers using all-solid-state batteries

○Dai Kutsuzawa¹ (1.CRIEPI)

高い磁気抵抗比を有する強磁性トンネル接合を想定した バイナリニューラルネットワーク回路のシミュレーション解析

Simulation analysis on binary neural network circuits implementing magnetic tunnel junctions with high magnetoresistance ratios

北大院情報, [○](M2) 楠瀬 黎, 松崎 文音, 安達 誠二, 安藤 洸太, 浅井 哲也, 丸亀 孝生

Graduate School of IST., Hokkaido Univ.,

[○]Rei Kusunose, Ayane Matsuzaki, Seiji Adachi, Kota Ando, Tetsuya Asai, Takao Marukame

E-mail: kusunose.rei.g9@elms.hokudai.ac.jp

【はじめに】近年の AI の進展に伴い、従来よりも高い演算効率を実現するニューラルネットワーク専用回路の創出が求められている。その中でも、2 値重み表現を用いるバイナリニューラルネットワーク (BNN) 回路は、演算の簡素化による高速化と低消費電力化が期待できる。一般的に学習後に重みを量子化した BNN では推論性能が劣化することが知られていたが、我々は BNN に適した重み分布を生成するための新しい学習手法を提案し、比較的高い推論性能を報告した[1]。そこで我々の次のステップとして、同学習で得られた 2 値重みを実装可能な BNN 推論回路を設計する。今回、回路シミュレーションにより 2 種類の BNN 回路を解析し、2 値重みを実現する素子として不揮発メモリ MRAM で用いられている強磁性トンネル接合 (MTJ) を想定して、MTJ の抵抗絶対値と抵抗変化率 (磁気抵抗比: TMR 比) に関するデバイス設計指針を検討したので報告する。

【MTJ を用いた BNN 回路】図 1 に BNN のモデルとそれに対応する回路モデルを示す[2], [3]。分圧型と時間差型の 2 種類を設計可能であり、どちらの回路においても入力信号 x は信号経路を切り替えるために用いられる。その信号に対して重み w , $\bar{w}$ のペアが電圧差あるいは時間差を与え、分圧型では信号が電流量で加算され、時間差型では信号遅延で加算されて積分される。それらの電圧あるいは信号遅延が関数機能となる判別器に与えられ、大小が判別されて出力 y が決まる。重みペアの差分は TMR 比で定量化され、高い TMR 比を用いるほど原理的に状態間の差が大きくなる。

【分圧型回路】この回路では MTJ に対して current-mirror 回路より電流を与え、電源電圧が分圧されて抵抗の大小により電圧差が生じる。Fig. 2(a) のように、TMR 比が高くなるほど判別器入力前の電圧差が増大することが確認でき、また、電流および電源電圧との相対関係により MTJ の抵抗値に適正な範囲が生じることがわかった。消費電力は全ての MTJ へ与えられる電流量の総計と電源電圧により定まり、本解析で用いた条件では 1k シナプスあたり 20 mW 程度であった。

【時間差型回路】この回路では MTJ は inverter 回路の負荷として用いられるため抵抗の大きさと信号遅延が対応し、Fig. 2(b) のように TMR 比が大きいほど時間差が大きくなることを確認できた。MTJ の抵抗が大きくなるほど演算が遅くなるが、inverter 回路の信号反転のタイミングが分散されるため消費電力は小さくなる傾向があることがわかった。

【まとめ】分圧型回路は重み MTJ の数に関わらず比較的高速な応答が得られるが、実際の速度は配線容量にも依存する。時間差型回路では演算速度と消費電力のトレードオフがある。講演では設計した回路と動作事例を解説する予定である。

[1] R. Kusunose, *et al.* JJAP **64**, 04SP05, 2025.

[2] T. Marukame, *et al.* IEEE ISCAS, 2020.

[3] D. Miyashita, *et al.* IEEE A-SSCC, 2016.

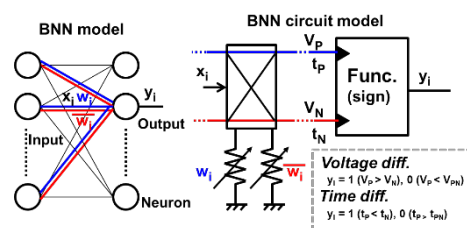


Fig. 1. BNN model and its circuit model [2, 3].

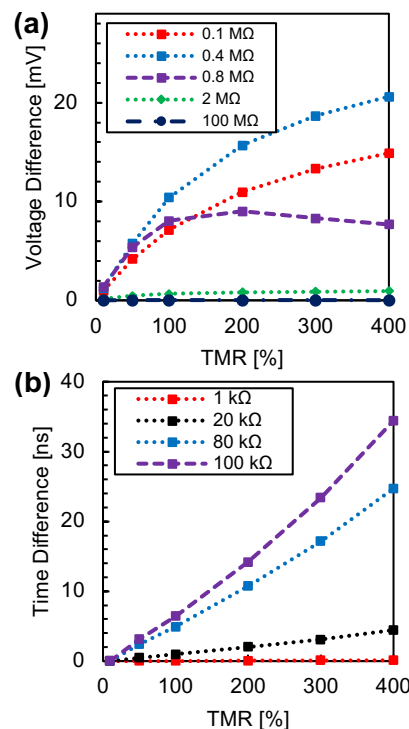


Fig. 2. Analysis results of MTJ resistances and TMR ratios for (a) voltage difference and (b) time difference circuits.

CNN における 2 値量子化のための分裂重み勾配学習の解析

Analysis of Split Weight Distribution Learning for Binary Quantization in CNN

北大工 北大院情科 ○(B4) 安達誠二, (M1) 松崎文音, (M2) 楠瀬黎, 丸亀孝生, 安藤洸太, 浅井哲也

Hokkaido University

°Seiji Adachi, Ayane Matsuzaki, Rei Kusunose, Takao Marukame, Kota Ando, Tetsuya Asai,

E-mail: adachi.seiji.g4@elms.hokudai.ac.jp

【はじめに】近年、AI はニューラルネットワーク (NN) の大規模化によって発展しているが、動作時の演算に必要な消費電力の増大が問題となっている[1]。NN の演算ではネットワークの接続係数である重みと信号の積和演算処理が支配的であり、重みに新規デバイスを用いた脳型コンピューティングやインメモリコンピューティングが注目されている。そのような AI 専用ハードウェアにおいては積和演算に用いられる重みの量子化により消費電力等を削減する研究が活発化している。重みを 2 値に量子化すると推論精度が低下することが知られていたが、我々は学習アルゴリズムを変更することで 2 値量子化後の NN において比較的高い推論性能が得られることを見出していた[2]。これまでの報告では、NN の重みの更新時に重みの分布を分裂させる手法である Gradient Descent for Binary Weights (GD-BW) の適用は全結合層からなる NN に限られており、より実用的な畳み込みニューラルネットワーク (CNN) における GD-BW の活用は報告していなかった。本研究では GD-BW を CNN に導入し推論性能を評価したので報告する。

【CNN への GD-BW の適用検討】本研究では CNN モデルの 1 つである VGG11 を使用した。VGG11 は畳み込み層 8 層、全結合層 3 層からなり、ResNet など他の代表的な CNN と比較して規模が小さいことが特徴である[3]。今回、VGG11 に対して (A) GD-BW 適用していない条件、(B) 適用した条件に対してそれぞれ、(1)量子化を行わない場合、(2)全結合層のみを量子化した場合、(3)畳み込み層のみを量子化した場合、(4)全ての層を量子化した場合における推論精度を解析した。データセットは CIFAR10 を用いて学習させ、その後重みを 2 値量子化し推論させて認識正答率を求めた。

【結果と考察】まず、(A)GD-BW を適用しない条件で(1)(2)(3)(4)のそれぞれの場合を比較すると、(1)(2)はどちらも約 81% の推論精度、(3)(4)はどちらも約 57% だった。すなわち、全結合層のみ量子化しても推論性能はほぼ劣化しないが、畳み込み層を量子化すると性能は大幅に劣化した(Fig.1(a))。次に、(B)GDBW を適用する条件でも(1)(2)(3)(4)を比較すると同様の傾向となり(A)と比較すると全体的に性能が数ポイント低下した(Fig.1(b))。しかしながら、(B)において全結合層のみ GDBW を使用する(B')を行うと全体的に性能が向上し、(1)(2)に関しては(A)を上回る結果となった(Fig.1(c))。 (3)(4)に関してはEpochが増えると(A)よりも低い結果となった。これらの結果より、GD-BW は全結合層を量子化して推論した際に高い性能を引き出す学習手法として CNN にも一部適用可能であることが示唆された。なお本研究におけるシミュレーション結果は(A)の条件においてモデルのハイパーパラメータが十分最適化されていなかった。よって、本稿で示す精度の絶対値及び比較は現時点での暫定的なものであり、今後さらなる詳細な検討により GD-BW の潜在性が検証される。

【結果と考察】まず、(A)GD-BW を適用しない条件で(1)(2)(3)(4)のそれぞれの場合を比較すると、(1)(2)はどちらも約 81% の推論精度、(3)(4)はどちらも約 57% だった。すなわち、全結合層のみ量子化しても推論性能はほぼ劣化しないが、畳み込み層を量子化すると性能は大幅に劣化した(Fig.1(a))。次に、(B)GDBW を適用する条件でも(1)(2)(3)(4)を比較すると同様の傾向となり(A)と比較すると全体的に性能が数ポイント低下した(Fig.1(b))。しかしながら、(B)において全結合層のみ GDBW を使用する(B')を行うと全体的に性能が向上し、(1)(2)に関しては(A)を上回る結果となった(Fig.1(c))。 (3)(4)に関してはEpochが増えると(A)よりも低い結果となった。これらの結果より、GD-BW は全結合層を量子化して推論した際に高い性能を引き出す学習手法として CNN にも一部適用可能であることが示唆された。なお本研究におけるシミュレーション結果は(A)の条件においてモデルのハイパーパラメータが十分最適化されていなかった。よって、本稿で示す精度の絶対値及び比較は現時点での暫定的なものであり、今後さらなる詳細な検討により GD-BW の潜在性が検証される。

[1] S. Chen, Nature, **635**, 22-24, 2025. DOI: d41586-025-00616-z, 2025/06/12

[2] R. Kusunose, *et al.*, Jpn. J. Appl. Phys. **64**, 04SP05, 2025. DOI: 10.35848/1347-4065/adbbfb

[3] K. Simonyan and A. Zisserman, arXiv:1409.1556 [cs.CV], 2015.

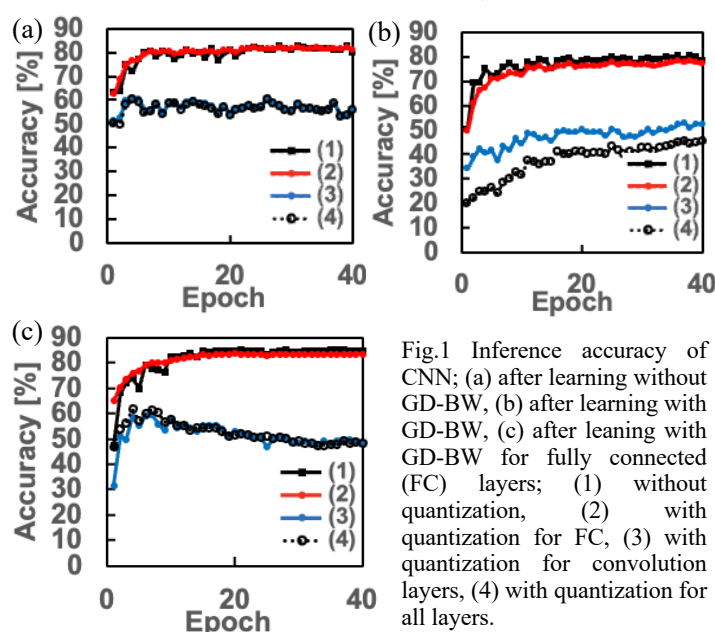


Fig.1 Inference accuracy of CNN; (a) after learning without GD-BW, (b) after learning with GD-BW, (c) after learning with GD-BW for fully connected (FC) layers; (1) without quantization, (2) with quantization for FC, (3) with quantization for convolution layers, (4) with quantization for all layers.

低消費電力ハードウェア化に向けた スパイクニューラルネットワークの重み量子化の検討

Investigation of Weight Quantization Methods for Spiking Neural Networks for Low-power Hardware Deployment

北大院情報¹, [○](M1)松崎 文音¹, (M2)楠瀬 黎¹, (B4)安達 誠二, 丸亀 孝生¹,
安藤 洸太¹, 浅井 哲也¹

Hokkaido Univ.¹,

[○]Ayane Matsuzaki¹, Rei Kusunose¹, Seiji Adachi, Takao Marukame¹, Kota Ando¹, Tetsuya Asai¹
E-mail: matsuzaki.ayane.i2@elms.hokudai.ac.jp

【背景】人工知能 (AI) やニューラルネットワーク (NN) は、深層学習 (DNN) や生成 AI の発展に伴い、高い計算性能を必要とし、消費電力を削減する効率的なハードウェアの実現が課題となっている。スパイクニューラルネットワーク (Spiking Neural Network, SNN) はスパイクと呼ばれる離散的な信号により情報を伝達・処理する点で、生物学的ニューロンの挙動に近く従来の NN よりも低消費電力な処理が可能である[1]。しかし、ハードウェア実装の観点ではメモリリソースの制約や重み情報の高精度化に伴うエネルギー消費の増加といった課題が存在する[2]。特に SNN の学習済みモデルをハードウェアにマッピングする際には高 bit 精度の重み値の保持や演算処理が必要となり、これが消費電力の増大を招く要因となっている。このような課題を解決する手段として、量子化が有効である。量子化とは重みなどのネットワークパラメータをより少ない bit 数で近似的に表現する技術であり、メモリ帯域の削減などが可能となる。本研究では、この量子化を SNN に適用し、重みの bit 幅と学習性能の関係を調べたので報告する。

【SNN の重み量子化】教師なし学習とスパイクタイミング依存可塑性 (Spike-Timing Dependent Plasticity: STDP) を用いた SNN の量子化に関する評価を行った。対象とした SNN モデルは、784 個の入力ニューロン、400 個の興奮性ニューロン、400 個の抑制性ニューロンから構成されている[3]。入力層から興奮性ニューロンへの接続は全結合、興奮性ニューロンから抑制性ニューロンへの接続は一对一、抑制性ニューロンから興奮性ニューロンへの接続は一对一以外のニューロンに全結合する構成をとっている (Fig. 1)。学習においては、すべてのシナプス重みを指定した bit 幅で量子化し、重みの更新時には一旦連続値として扱い更新を行った後、再度量子化するという手順とした。このような条件のもと、MNIST データセットを用いた学習を行い、量子化 bit 幅と認識精度の関係を評価した。その結果、9bit 以上であれば認識精度が約 89% となり、量子化による大きな性能劣化はなかった (Fig. 2)。一方で、より低 bit での量子化においては、認識精度の劣化が観測された。本講演では、STDP ベースの SNN の基本動作や学習則の概要を解説するとともに、bit 数およびネットワーク規模の変更による精度変化の結果を紹介し、ハードウェア実装に向けた設計指針について議論を行う。

- [1] P.A. Merolla, *et al.* Science 345, pp. 668-673 (2014)
[2] W. Wei *et al.* arXiv preprint arXiv:2502.05905 (2025)
[3] P.U. Diehl *et al.* Front. Comput. Neurosci. 9, 99 (2015)

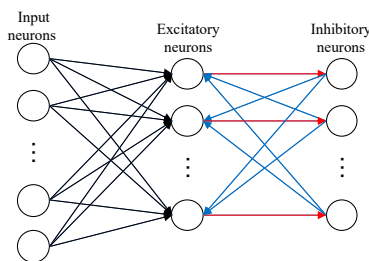


Fig.1. Structure of the Spiking Neural Network model. The arrows represent synapses. The model consists of 784 input neurons, 400 excitatory neurons, and 400 inhibitory neurons.

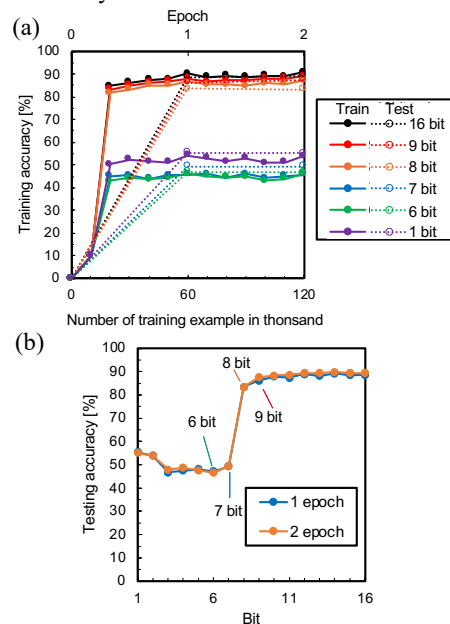


Fig. 2. Evaluation results of the quantized SNN model. (a) Accuracy transition during training. (b) Post-training inference accuracy comparison across different bit-widths.

固体電解質リザーバーに直接照射した光パターンの分類メカニズム解明

Classification mechanism of optical patterns directly irradiated to a solid electrolyte reservoir

早大先進理工 〇(B) 竹生健真, 齋藤智規, 佐藤颯太, 中澤花響, 増田諭暉, 長谷川 剛

Waseda Univ., 〇Kenshin Takeo, Tomoki Saitoh, Souta Satoh, Kanon Nakazawa, Kouki Masuda,

Tsuyoshi Hasegawa

E-mail: kenrpg1@fuji.waseda.jp

はじめに：光導電性とイオン伝導性を有する固体電解質をリザーバー層に用いると、リザーバー層に直接照射した光パターンの分類ができる[1]。これは、照射パターンに依存した局所的な光導電性の向上によって多様な出力変化が起こった結果であると考えている。一方で、光導電性の向上は照射光の強度（光量）にも依存することから、パターン分類ができるメカニズムには未だ解明すべき点も残されていた。そこで本研究では、照射光の強度を揃えた実験を行うことで、照射光のパターンに依存した出力変化によってパターン分類が可能となっていることを確かめることにした。照射光の波長分類も実現できていることから、そのメカニズムについての検証実験も行った。

実験：銀ドープ酸化タンタルのアモルファス薄膜（膜厚：20 nm, 直径：8 mm, Fig.1(a)）をリザーバー層に用いた。光照射にはハロゲンランプを用い、照度計による光強度の測定を行った。照射パターン（スリット）の面積×光強度を一定にすることで、照射パターンに依らずリザーバー層に照射される光量（フォトン数）が同じになるようにした。光照射と同時に一つの電極に三角波を入力し、7つの電極で出力波形を測定することで、リザーバー出力の照射パターン依存性を評価した。波長依存性の評価でも、ハロゲンランプの波長特性とバンドパスフィルターの透過特性を基に、照射される光強度が同じになるようにした。なお、いずれの実験も、3つの光強度で行った。

結果と考察：7つの電極で測定したリザーバー出力（振幅）の照射パターン依存性を Fig.1(b)に示す。照射パターンに依存して、各電極における出力振幅の大小関係が変化している。この結果は、電極毎に異なる多様な出力変化によってパターン分類が実現できていることを示している。Fig.1(c)に4つの文字型パターン进行分类した結果を示す。波長分類の実験では、波長によって光励起の効率が異なることが分類タスクを可能にしていると思われる結果が得られた。

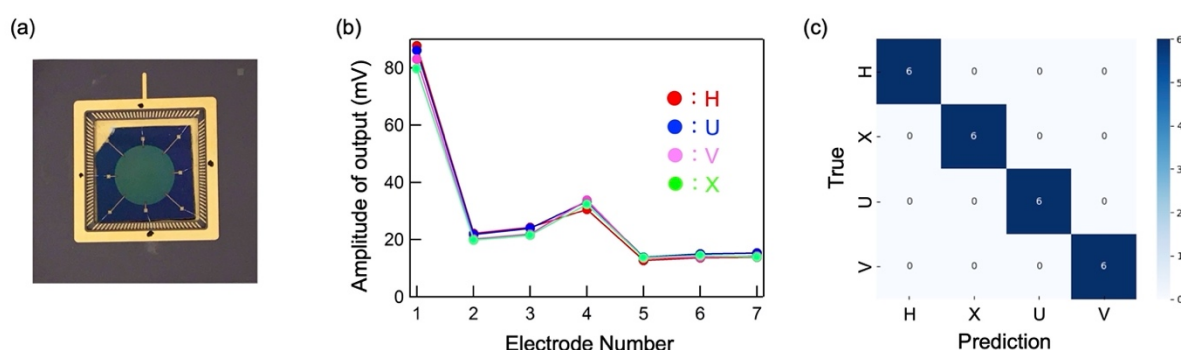


Fig. 1 (a) Ag-doped Ta₂O₅ reservoir used in the experiment, (b) Amplitude of outputs measured at seven electrodes for four alphabetical optical patterns directly irradiated to the reservoir, (c) Classification result.

参考文献: [1] Y. Shimizu et al., Jpn. J. Appl. Phys., **62**, SG1001 (2023). R. Matsuo et al., Jpn. J. Appl. Phys., **63**, 03SP61 (2024). M. Hayakawa et al., Jpn. J. Appl. Phys., **64**, 03SP21 (2025). Y. Ohno et al., Jpn. J. Appl. Phys., **64**, 03SP15 (2025).

BiVO₄ 粒子を用いた物理リザーバーによる光照射パターン分類

Classification of optical patterns by a physical reservoir made of BiVO₄ particles

早大先進理工 ○(M1)西川 翼, 長谷川 剛

Waseda Univ., °Tsubasa Nishikawa, Tsuyoshi Hasegawa

E-mail: nishik.tsuba3@fuji.waseda.jp

はじめに：我々は Ag₂S などの固体電解質が示すイオン伝導性と光導電性の協働現象を利用することで、リザーバー層に直接照射した光パターンの検出と分類が可能になることを報告してきた。一方で、照射光の波長分類には課題があった。例えば Ag₂S（バンドギャップ：約 1eV）を用いた場合、可視光であれば電子励起できてしまうので、色の分類は難しかった。そこで本研究では、より大きなバンドギャップ (2.4eV) を有する BiVO₄ を用いることで、照射光の波長に依存した光パターン分類が可能であるか否かの検証実験を行った。

実験方法：SiO₂ 基板上に直径 8 mm の円形領域を囲むように 8 つの電極を作製し、その円形領域に BiVO₄ 粒子を分散してリザーバー層を形成した。H, U, V, X の 4 つの文字型スリットを通して、ハロゲンランプからの光をリザーバー層に直接照射した。その際、BiVO₄ において電子励起が期待される波長 500nm、および励起しないと考えられる波長 650nm を透過中心とするバンドパスフィルター（透過域 100nm）を用いた。また、リザーバー出力を電圧波形として得るために、1 つの電極に三角波を入力し、残りの 7 電極からリザーバー出力を測定した。

結果と考察：Fig. 1 に示す素子を用いて行った光文字認識タスクの実験結果を Fig. 2 に示す。波長 500nm の光照射下では 92%、650nm の光照射下では 80% の分類精度が得られた。電子励起が可能な波長 500nm (2.5eV) の光で分類が上手く行ったのは予想通りであったが、バンドギャップを下回るエネルギーの波長 650nm (1.9eV) の光でも一定の分類精度が得られた。これは、表面などの欠陥準位によって電子励起が生じたためでは無いかと考えられる。BiVO₄ 粒子の電子状態と光応答特性の関係について、さらに検討を進める予定である。

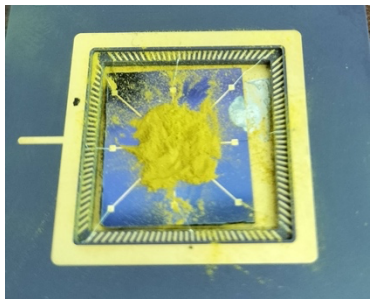


Fig. 1 The device used in the experiment.

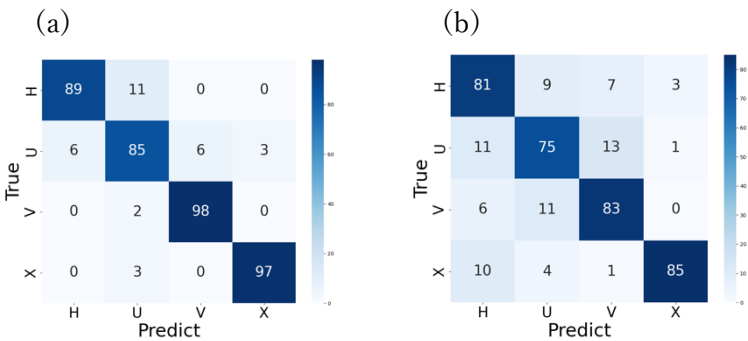


Fig. 2 Confusion matrix of true label and output labels.
(a)500nm, (b)650nm

光検出型硫化銀アイランド物理リザーバー

Photo-assisted Physical Reservoir of Ag₂S island

早大先進研[○](M1) 福田 峻大¹, 長谷川 剛¹

Waseda Univ.[○]Takao Fukuda¹, Tsuyoshi Hasegawa¹

E-mail: fukuda7takao@akane.waseda.jp

はじめに:固体電解質のイオン伝導性と光導電性の相乗効果を利用して、リザーバー層に直接照射した光パターンの分類が実現されている[1]。また、硫化銀アイランドと電極間の間に光導電性分子(PTCDI-C8)を入れ、光照射時のみ銀の析出を誘起できることが報告されている[2]。本研究では硫化銀アイランドを用いることで、イオン移動と銀の析出・溶解現象の両方を光検出型物理リザーバーの性能向上が図れるかを検討することにした。

実験方法:SiO₂ 基板上に、直径 1 mm~2.5 mm の円周上に 8 つの Au/Ti 電極先端が等間隔で並んだ素子を作製した。続いてこの円形領域に銀を 5nm スパッタ成膜し、60℃で 20 分気相硫化、硫化銀アイランドを作製した。異なる光強度条件下でリザーバー層の全面に光照射した。100Hz、1,000Hz、10,000Hz、の三角波(V_{pp}:10V)を 1 電極に入力し、残り 7 電極からの出力を測定した。

結果と考察:100Hz、1,000Hz での出力結果を Fig.1(a),(b)に示す。光を照射しないとき波形に正負で非対称性がみられたため、(Fig.1(a))、界面での銀の析出、溶解が示唆された。光強度の増加に伴い正負の非対称性は小さくなり、振幅は増加した。銀フィラメント形成は電極、硫化銀アイランド間の電流が多いほど起こりやすい[2]ため、当初は光を照射すると導電性の向上により銀の析出が起こりやすくなると期待していたが、銀の析出は起こりづらくなった。導電性が全体的に向上したことで、接触した硫化銀アイランド間の経路に電流が流れ、銀の酸化還元が起こっていたアイランド同士の間隙部分の経路に流れる電流が少なくなった可能性がある。硫化銀アイランド同士の間隙を光導電性のある分子で被膜してフィラメント形成が起こるかを検証する必要がある。発表は光強度の範囲を変化させたときのリザーバー性能の評価も含め報告する。

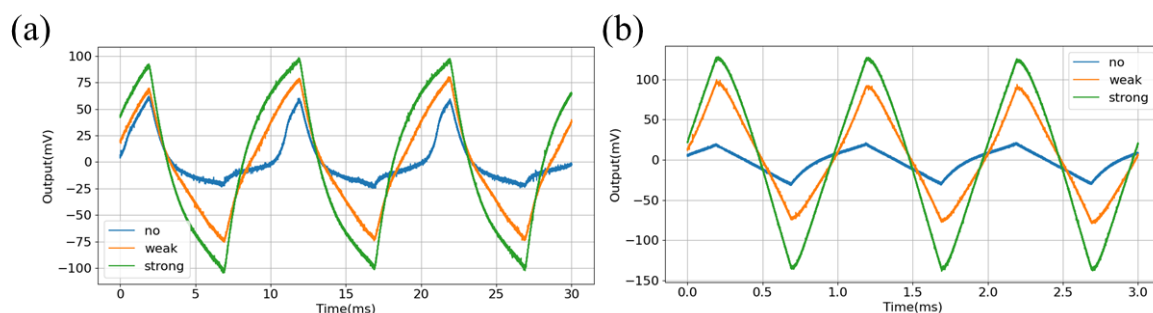


Fig.1 Output voltage with triangular wave input (a)100Hz(b)1,000Hz

[1] M. Hayakawa, H. Tanaka, and T. Hasegawa, Jpn. J. Appl. Phys., 64(3), 03SP21 (2025).

[2] T. Hino, H. Tanaka, T. Hasegawa, M. Aono, and T. Ogawa, Small, 6(15), 1745–1750 (2010).

色素増感型光電子シナプスアレイを用いた 自己発電型ダイナミックモーションビジョンシステム

Arrayed dye-sensitized photoelectronic synapses for self-powered
dynamic motion vision system

東理大先進工 〇田井 佑弥, 金塚 知足, 小松 裕明, 生野 孝

Tokyo Univ. of Science, 〇Yuya Tai, Tomotari Kanatsuka, Hiroaki Komatsu, Takashi Ikuno

E-mail: tikuno@rs.tus.ac.jp

光電子人工シナプス素子を用いた物理リザバーコンピューティング(PRC)は、低消費電力なインセンサ型エッジ AI システムとして注目を集めている^[1]。我々は、色素増感太陽電池(DSC)が無電源でシナプス素子として動作し、物理リザバーとして分類タスクや時系列タスクを処理できることを示した^{[2][3]}。既報の動作認識タスクでは、人の動きを動画化し、各フレーム画像を8分割して、 n 番目の領域の平均輝度に対応した光強度のレーザ光を、物理リザバーである DSC(n)に照射していた(但し $n=1, 2, \dots, 8$)。しかし、実際に応用するためには、認識対象の光情報を直接捉えることができるアレイ化した素子が必要である。本研究では、2次元情報の時系列変化に対応するため、 3×3 の DSC アレイによる PRC システムを構築し、動作分類タスクで分類性能を評価した。図 1(a)に、従来法と本研究の概要図を示す。

DSC を 3×3 のアレイ状に配置し、人の動作認識タスクを実施した。動作は6種類(Bend, Jump, Run, Side, Wave1, Wave2)用意し、これらの動画を二値化して、プロジェクターを用いて DSC アレイに照射した。照射後に生じた各 DSC の電圧値を読み出し、単層ニューラルネットワークを用いて学習と検証を行った。

SC アレイは 74%の正解率で動作を分類できた。図 1(b)に、DSC アレイの Bend と Jump に対する読み出し電圧を示す。Bend は、アレイ中央の DSC の電圧値が高くなっていた。これは、Bend が縦方向の動きであり、アレイ中央に多くの光が照射されたためだと考えられる。これに対し、Jump は2-3 行目のなかでも3 列目の電圧値が一番高く、次いで2 列目、1 列目の順であった。これは、Jump が右方向への動きであり、アレイ右側の DSC は読み出しの直前まで光が照射されていたためだと考えられる。この結果は、DSC アレイの電圧マップが人の動作の時系列データを反映していることを示唆しており、本素子が自己発電型のビジョンシステムに有用であると考えられる。一方で Run と Side の正解率は 47%と低かった。これは両動作が類似しており、DSC-DSC 間のピッチより動作の違いが小さかったこと、アレイのピクセル数が少なかったことが正解率低下の原因だと考えられる。当日は、ピッチを小さくし、 4×4 に拡張した DSC アレイを用いた動作認識タスクの結果について報告する。

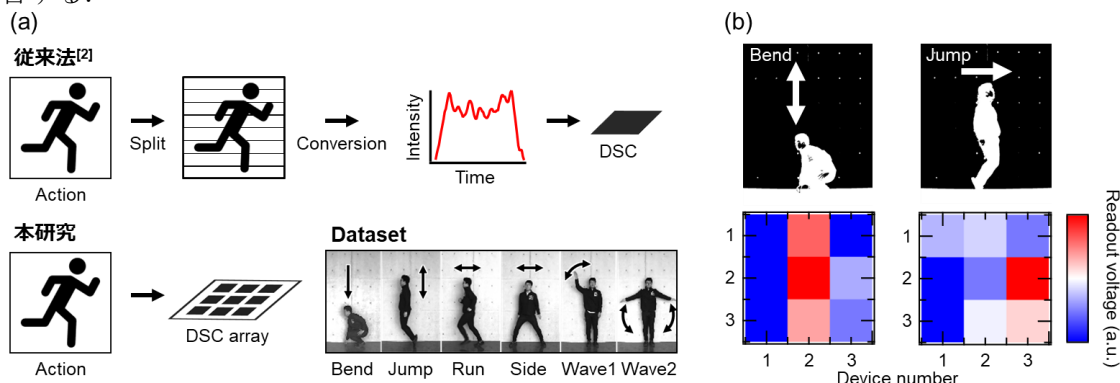


Fig.1 (a) PRC system with conventional single DSC and DSC array. (b) Readout voltage of each DSC at bend and jump.

【謝辞】本研究は JST 科学技術イノベーション創出に向けた大学フェローシップ創設事業 JPMJFS2144, JST 次世代研究者挑戦的研究プログラム JPMJSP2151, JSPS 科研費 JP25KJ2114, 村田学術振興・教育財団研究助成の支援を受けたものです。

[1] H. Komatsu et al. Adv. Electron. Mater. 10, 2300749(2024). [2] H. Komatsu et al. ACS Appl. Mater. Interfaces 17, 5056-5065(2025). [3] H. Komatsu et al. Sci. Rep. 15, 16488(2025).

全固体電池を用いた物理リザーバコンピュータ

Physical reservoir computers using all-solid-state batteries

電中研 ○沓澤 大

CRIEPI

E-mail: kutsuzawa3866@criepi.denken.or.jp

【背景】再帰的ニューラルネットワークの一種であるリザーバコンピュータは、再帰構造を固定したりリザーバ部を有し、出力層のみを線形回帰で学習するため計算コストの低減が可能となる。リザーバ部を物理系で実装した物理リザーバコンピュータは、高速かつ低消費電力での動作を実現可能と期待されており、近年、様々な物理系が提案されている[1]。本研究では、蓄電池を物理系として用いた物理リザーバコンピュータを提案する。

【試料作製】固体電解質に $\text{Na}_3\text{Zr}_2(\text{SiO}_4)_2(\text{PO}_4)$ (NZSP)、正・負極活物質に $\text{Na}_3\text{V}_2(\text{PO}_4)_3$ (NVP)、導電助剤に非晶質カーボン (C) を用いて電極合剤を作製し、放電プラズマ焼結装置で焼結することで NVP/NZSP/NVP 全固体電池を得た。また比較用として、正・負極に NVP 活物質を含まない C/NZSP/C も同様に作製した。

【結果と考察】図 1 は、温度 25°C、充放電電流 C/20 で NVP/NZSP/NVP 電池を充放電した時の電圧曲線である。顕著な不可逆反応は無く、放電容量 62 mA h g^{-1} で安定して充放電可能であり、蓄電池として機能することが確認された。NVP/NZSP/NVP 電池に対して入力信号として電流を印可したときの電圧応答をリザーバノードからの出力とし、二次非線形自己回帰移動平均 (NARMA2) モデルの予測タスクを行った結果が図 2a である。モデルに対して正規化平均二乗誤差 (NMSE) が 0.245 の精度で予測可能であり、蓄電機能だけでなく物理リザーバとしても機能することが示された。一方、NVP 活物質が存在しない C/NZSP/C では同様の予測タスクに対して NMSE が 81.2 であり、予測精度は著しく低かった (図 2b)。以上のことから、NVP 活物質による酸化還元反応が物理リザーバ機能の有無に重要であることが示唆された。

[1] *Neural Networks*, **115**, 100 (2019).

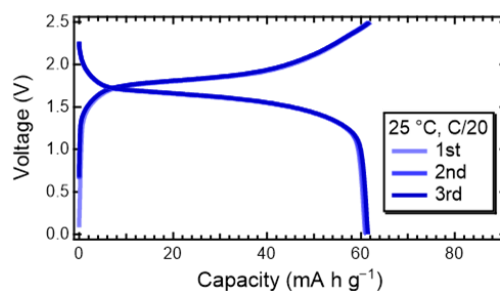


Figure 1 Charge/discharge curve of the NVP/NZSP/NVP battery

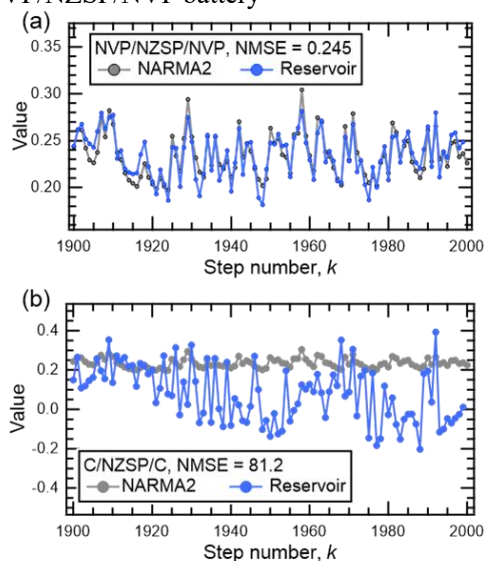


Figure 2 Comparison of target and predicted waveform for the NARMA2 task of (a) the NVP/NZSP/NVP and (b) the C/NZSP/C

FS Focused Session "AI Electronics" | Oral presentation : FS.1 Focused Session "AI Electronics"

[9a-N106-1~11] FS.1 Focused Session "AI Electronics"

[9a-N106-1]

Circuit design and simulation using open source semiconductors for brain-based hardware with ultra-low power consumption

○(B)Hiromu Kakuta¹, Yusuke Sakemi¹, Nobuo Satoh¹ (1.Chiba Institute of Technology)

[9a-N106-2]

Synchrony timescale optimization to detect partial synchronization using the pseudovortex model

○Yasuhiro Yamada^{1,2}, Koji Sakai^{1,3}, Takahiro Inagaki¹, Kensuke Inaba^{1,2} (1.NTT BRL, 2.NTT TQC, 3.NTT BMC)

[9a-N106-3]

Combinatorial optimization with 2000-node photonic spiking neural network

○Takahiro Inagaki¹, Kensuke Inaba¹, Yasuhiro Yamada¹, Toshimori Honjo¹, Takuya Ikuta¹, Yuya Yonezu¹, Takushi Kazama², Koji Enbutsu², Takeshi Umeki², Ryoichi Kasahara², Kazuyuki Aihara³, Hiroki Takesue¹ (1.NTT BRL, 2.NTT Device Technology Laboratories, 3.The University of Tokyo)

[9a-N106-4]

Wide-Range Power-Efficient Readout for Analog CIM Using Low-MAC-Aware Quantization

○YUFAN ZHANG¹, RUHUI LIU¹, Naoko Misawa¹, Chihiro Matsui¹, Ken Takeuchi^{1,2} (1.Department of Electrical Engineering and Information Systems, The University of Tokyo, 2.Systems Design Lab, Graduate School of Engineering, The University of Tokyo)

[9a-N106-5]

Reinforcement learning-enabled voltage scheduling for high-efficiency and linear resistive switching of analog memristor

○ZHUO DIAO¹, Tetsuya Tohei¹, Akira Sakai¹ (1.Osaka Univ.)

[9a-N106-6]

Development and Application of Nanomaterials Based In-sensor Reservoir Devices

Kouki Kimizuka¹, Saman Azhari^{1,2}, Shshi Tokuno¹, Ahmet Karacali¹, Yuki Usami^{1,2}, Shuhei Ikemoto^{1,2}, Hakan Tamukoh^{1,2}, Hirofumi Tanaka^{1,2} (1.LSS, 2.Neumorph Center, Kyushu Inst. Tech.)

[9a-N106-7]

Electrical Characteristics of {Mo₁₅₄}-ring in Nanoscale Junctions

○Yuma Kondo¹, Tomoki Misaka¹, Hiroshi Ohyama¹, Takuya Matsumoto¹ (1.Osaka univ.)

[9a-N106-8]

Development of surrogate model for the optimization of molecular network physical reservoirs

○(M2)Aoto Sasaki¹, Hiroshi Ohoyama¹, Takuya Matsumoto¹ (1.Osaka Univ.)

[9a-N106-9]

Closed-loop feedback control of artificial neuronal networks for handwritten digit recognition

○Nobuaki Monma^{1,2}, Hideaki Yamamoto^{1,2,3}, Yuichi Katori⁴, Ayumi Hirano-Iwata^{1,2,3}, Shigeo Sato^{1,2} (1.RIEC, Tohoku Univ., 2.Grad. Sch. Eng., Tohoku Univ., 3.AIMR, Tohoku Univ., 4.Future Univ. Hakodate)

[9a-N106-10]

Evaluation of Learning Performance in m-VSTO Reservoirs with Sequential Dual-Inputs

○Kota Horizumi¹, Takahiro Chiba², Takashi Komine¹ (1.Ibaraki Univ., 2.Yamagata Univ.)

[9a-N106-11]

Modeling learning dynamics of generative models via magnetization ordering induced by spin dynamics

○(M2)Gun Yoon¹, Tomosato Hioki^{1,3,4}, Koujiro Hoshi^{1,2,4}, Naoto Yokoi^{1,2,4}, Eiji Saitoh^{1,2,3,4} (1.Univ. Tokyo, 2.Inst. AI and Beyond, 3.AIMR, Tohoku Univ., 4.CEMS, RIKEN)

超低消費電力を実現する脳型ハードウェアに向けた オープンソース半導体を用いた回路設計及びシミュレーション

Circuit design and simulation using open-source semiconductors
for brain-based hardware with ultra-low power consumption

千葉工大¹ ◯(B)角田 大夢¹, 酒見 悠介¹, 佐藤 宣夫¹

Chiba Institute of Technology¹ ◯Hiromu Kakuta¹, Yusuke Sakemi¹, Nobuo Satoh¹

E-mail: s22A2029YV@s.chibakoudai.jp

近年、少子高齢化に伴う労働力不足が深刻な社会問題となる中、人工知能（AI）の導入が各分野において急速に進展している^[1]。この現象は、生産性の向上及び作業効率の改善を目指すのみならず、従来の技術では対処が困難であった課題に対する新たな解決策を提供するものとして、その意義が増大している。

従来の AI システムは、学習や推論といった高度なデータ処理を主にクラウドや大規模データセンター上で集中管理する方法が採用されてきた。しかしながら、この集中管理型の手法は、通信遅延によるリアルタイム性の喪失のみならず、通信経路上における情報漏洩リスクといった深刻な問題を内包しており、その代替としての解決策が求められている。

こうした背景を踏まえ、センサや各種デバイスといった末端機器上で直接データ処理を行うエッジ AI 技術の必要性が近年顕在化している^[2]。エッジ AI は、通信経路を介さずに迅速かつ安全にデータの生成から処理を実施することが可能であり、従来のシステムでは実現が難しかった即時性と安全性の両立に寄与することが期待される。

一方、エッジ AI の実現には、AI の演算処理を末端機器上で完結させる必要があるが、現在主流の AI ハードウェアは卓越した処理性能を有する反面、高い消費電力という大きな制約を抱えている。限られたエネルギー資源を効率的に活用するためには、電力効率の飛躍的向上が不可欠である。

このような中で、近年注目される技術のひとつが、人間の脳神経系の情報処理機構に着想を得た脳型ハードウェアである。脳型ハードウェアは、多数の処理を並列かつ低消費電力で実行する特性を備えており、従来のハードウェアと比較して格段に高いエネルギー効率を実現する潜在力を有している。この特性により、超低消費電力な AI システムの構築が現実的なものとなり、将来的なエッジ AI 技術の発展に寄与することが期待される。

本発表では、回路設計環境の構築、オープンソース半導体^[3]を用いた簡易回路設計、並びにそのシミュレーション結果について報告する。

【参考文献】

- [1] 森 友亮, 柴田 健一: 人工知能 **40**, 309-310, (2025).
- [2] 白石 洋一: エレクトロニクス実装学会誌 **23**, 145-149, (2020).
- [3] 岡村 淳一, 秋田 純一: 研究技術計画 **39**, 374-388, (2025).

擬渦模型を用いた部分同期検出法における同期時間尺度の最適化

Synchrony timescale optimization to detect partial synchronization using the pseudovortex model

NTT 物性基礎研¹, NTT 理論量子情報研究センタ², NTT バイオメディカル情報科学研究センタ³

○山田 康博^{1,2}, 酒井 洸児^{1,3}, 稲垣 卓弘¹, 稲葉 謙介^{1,2}

NTT BRL¹, NTT TQC², NTT BMC³

○Yasuhiro Yamada^{1,2}, Koji Sakai^{1,3}, Takahiro Inagaki¹, and Kensuke Inaba^{1,2}

E-mail: yshr.yamada@ntt.com

脳神経細胞網のような複雑なネットワーク上の振動子ダイナミクスでは、キメラ状態[1,2]と呼ばれる同期と非同期が共存するダイナミクスが観測され[3]、脳機能・脳疾患との関連から特に近年注目を集めている[4]。最近、振動子対の非同期ダイナミクスを擬似的な渦生成とみなしてモデル化し、ロバストにキメラ状態を検出するデータ駆動型の部分同期検出法が提案され、数値シミュレーションにより有用性が確認された[5]。一方で、同手法では、同期状態を判断する時間尺度を予め設定する必要があり、同期状態が過渡的に変化するデータに対して適切な値を設定するために試行錯誤が必要であった。

本研究では、同期時間尺度をデータから自律的に決定し、同検出法の適用能力を向上する最適化法を提案する。提案手法を用いることで、実験データを含めた一般の振動子系の位相の時系列データから、客観的な基準を用いて自律的な部分同期検出が可能になる。実際に、複雑ネットワーク上のフィッツヒュー・南雲振動子ダイナミクスに適用した結果、以下のように最適化された同期時間尺度により過渡的なキメラ状態が適切に検出されることを確認した。講演では、最適化法の具体的な構成方法、及び実験データへの適用例についても示す予定である。

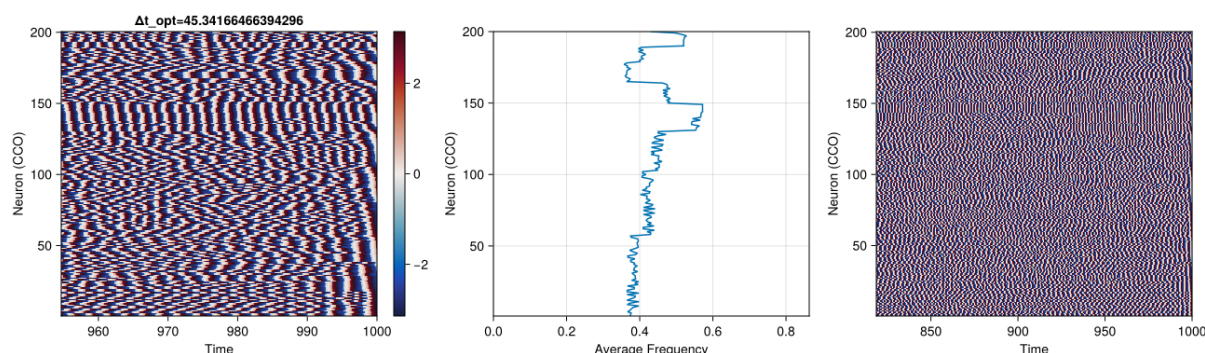


Fig1: (Left) The time evolution of oscillator phases of a transient Chimera state during the optimized synchrony timescale period in FitzHugh-Nagumo oscillators on a complex network. (Middle) The average frequency during this period. (Right) The time evolution of oscillator phases over an extended time interval.

[1] Y. Kuramoto and D. Battogtokh, *Nonlinear Phenom.*

Compl. Syst. **5**, 6 (2002).

[2] D. M. Abrams and S. H. Strogatz, *PRL* **93**, 174102

(2004).

[3] T. Makinwa et al., *Commun. Phys.* **6**, 121 (2023).

[4] S. Majhi et al., *Physics of Life Reviews* **28**, 100 (2019).

[5] Y. Yamada and K. Inaba, *PRE* **108**, 024307 (2023).

2000 ノードの光スパイキングニューラルネットワークを用いた組合せ最適化

Combinatorial optimization with 2000-node photonic spiking neural network

NTT 物性研¹, NTT 先端集積デバイス研究所², 東京大学³○稲垣卓弘¹, 稲葉謙介¹, 山田康博¹, 本庄利守¹, 生田拓也¹, 米津佑哉¹,
風間拓志², 圓佛晃次², 梅木毅伺², 笠原亮一², 合原一幸³, 武居弘樹¹NTT BRL¹, NTT Device Technology Laboratories², The University of Tokyo³○Takahiro Inagaki¹, Kensuke Inaba¹, Yasuhiro Yamada¹, Toshimori Honjo¹, Takuya Ikuta¹,
Yuya Yonezu¹, Takushi Kazama², Koji Enbutsu², Takeshi Umeki², Ryoichi Kasahara²,Kazuyuki Aihara³ and Hiroki Takesue¹

E-mail: takahiro.inagaki@ntt.com

脳の情報処理システムの解明と機械学習のさらなる高機能化・低消費エネルギー化に向けて、神経細胞の発火ダイナミクスを模倣したスパイキングニューラルネットワーク (spiking neural network: SNN) モデルが近年注目を集めており、光学素子を用いたニューロモルフィックデバイスの研究開発が精力的に進められている^[1, 2]。我々はこれまで、反対称に結合した2個の縮退光パラメトリック発振器(degenerate optical parametric oscillator: DOPO)を用いて、A. L. Hodgkin の分類^[3]で Class-I、Class-II と定義される2種類の発火モードを任意に制御可能な光スパイキングニューロン^[4]を実現してきた。本発表では、この光スパイキングニューロンの発火ダイナミクスを用いた2000頂点のグラフ問題における組合せ最適化の実験結果について報告する。

本研究の光 SNN の基礎となる DOPO は、全長 3 km の光ファイバリング内に設置された PPLN 導波路による位相感応増幅によって発生し、ファイバリング内の時間領域多重化によって多数の DOPO を一括発生させることが可能となる。このように発生した 20480 個の DOPO を使用することで最大 10240 個の光ニューロンを実装することができる^[5]。全ての DOPO 間の光結合は、光パルスの検波・注入と FPGA による結合行列の電子演算を組合せた測定・フィードバック法^[6]によって実装され、20480 個の DOPO 間の結合行列を 8 bit の分解能で FPGA に設定することで任意のネットワーク構造を構築することが可能である。本研究では 2000 個の光ニューロンを用いることで、図 1(a) のようなスピンネットワーク構造におけるイジングモデルの基底状態探索を実施した。ここでは DOPO のポンプ光振幅 P を時間と共に大きくすることで各ニューロンの発火モードを Class-II から Class-I へと変化させ、スパイク発火頻度を徐々に低くなるように操作をしている。図 1(b) および (c) は光 SNN における各ニューロンの発火ダイナミクスの測定結果であり、スパイク発火を繰り返すことで図 1(d) のようにイジングエネルギーが低下していく様子が観測された。この計算過程における光ニューロンの発火ダイナミクスを解析したところ、各ノードの局所的なイジングエネルギーと発火周波数が正相関を示すことが確認された。これは光ニューロンの発火周波数が周囲の状況を反映して自発的に変化した結果であると考えられる。

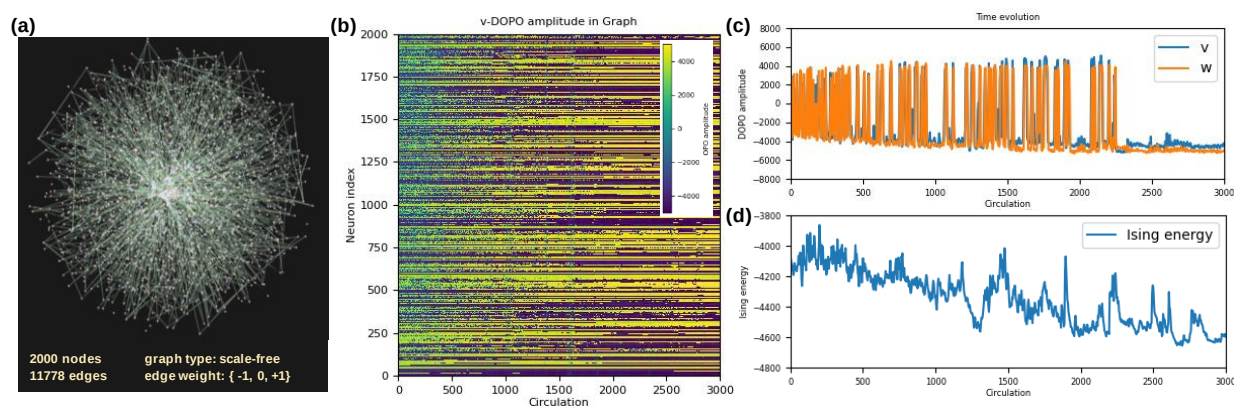


図 1 (a) 2000 頂点のグラフのネットワーク構造 (b) 光 SNN における全ニューロンの発火ダイナミクス
(c) 個別のニューロンの発火ダイナミクス (d) イジングエネルギーの時間発展

[1] J. Feldmann, et al. *Nature* **569**, 208 (2019).

[3] A. L. Hodgkin, *The Journal of Physiology* **107**, 165 (1948).

[5] 稲垣卓弘 他, 応用物理学会秋季学術講演会 (2024).

[2] B. J. Shastri, et al., *Nature Photonics* **15**, 102 (2021).

[4] T. Inagaki, K. Inaba et al, *Nature Communications* **12**, 2325 (2021).

[6] T. Inagaki, et al., *Science* **354**, 603 (2016)

Wide-Range Power-Efficient Readout for Analog CIM Using Low-MAC-Aware Quantization

Yufan Zhang^{1,*}, Ruhui Liu¹, Chihiro Matsui¹, Naoko Misawa¹ and Ken Takeuchi^{1,2}

¹ Department of Electrical Engineering and Information Systems, The University of Tokyo, Japan
² Systems Design Lab., Graduate School of Engineering, The University of Tokyo, Japan
*E-mail: zhang-yufan288@g.ecc.u-tokyo.ac.jp

Compute-in-memory (CiM) has shown great potential in edge computing applications due to its low power consumption and high area density. In analog CiM, achieving high computational precision typically requires high-resolution ADCs, which introduces significant energy and area overhead at the macro level. To address this issue, many previous works have proposed energy-efficient readout circuits. This work proposes a non-volatile memory (NvM)-based CiM architecture with a high-efficiency readout circuit. There are two main advantages compared to prior works: (1) Adaptively skipping unnecessary comparisons by leveraging the statistical distribution of MAC values. (2) expanding the usable voltage range for ADC to cover the full input range, improving sensing efficiency. On the CIFAR-100 dataset, the proposed readout circuit shows only a 0.16% accuracy drop compared to a conventional 8-bit ADC, while achieving at least 61% and 65% reductions in area and energy consumption, respectively, compared to prior works.

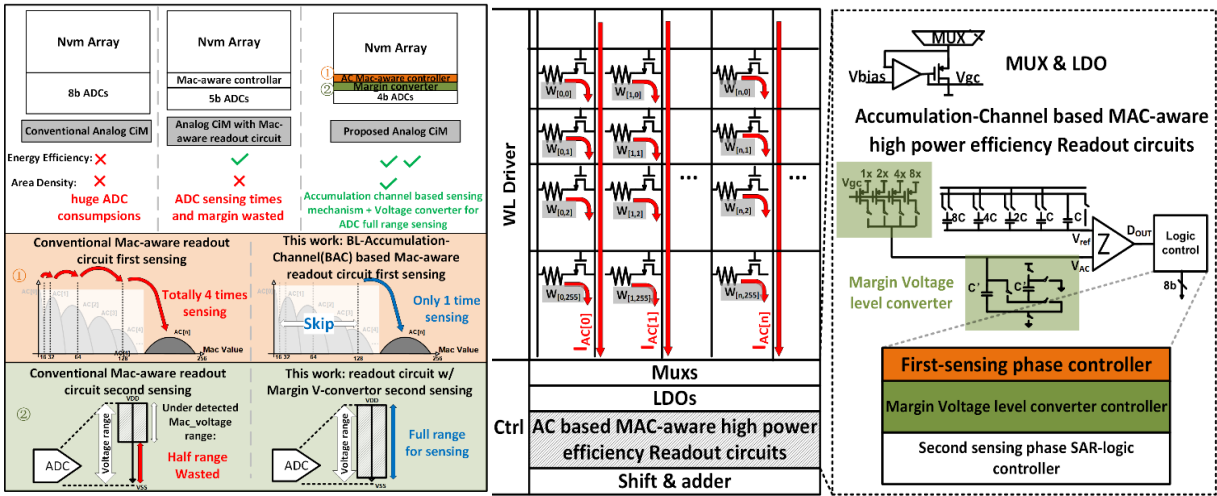


Fig. comparison with other works and proposed architecture

強化学習を用いた電圧印加スケジューリングによるアナログメモrista特性の高効率最適化

Reinforcement learning-enabled voltage scheduling for high-efficiency and linear resistive switching of analog memristor

阪大院基礎工¹、[○]Diao Zhuo¹、藤平 哲也¹、酒井 朗¹

The University of Osaka¹, [○]Zhuo Diao¹, Tetsuya Tohei¹, Akira Sakai¹

E-mail: diao.zhuo.es@osaka-u.ac.jp

メモristaは不揮発に抵抗変化する電気素子である。アナログメモristaは多段階抵抗状態を設定できる点から、AI 計算アーキテクトや多ビットメモリなどへの応用が期待される。アナログメモrista性能のボトルネックの1つは書き込み電圧に対する非線形の抵抗変化であり、高い線形性はデバイスの安定動作および精密な演算を実現する上で極めて重要である。先行研究ではデバイスの書き込み電圧を細分化する電圧印加スケジューリング^[1,2]によって、デバイスの非線形性を改善できることが示された。しかし、これらは同時にデバイス書き込みの時間を増加させ、デバイス動作効率の低下にも繋がる。また、最適なパラメータを見つけるには多くの試行錯誤が必要であり、開発者による反復作業は研究効率を著しく低下させる。そこで本研究では、強化学習(RL)を統合した最適化パラダイムに基づくメモrista自動電気測定・評価フレームワークを提案する。本フレームワークは定義した Reward 関数およびカリキュラム学習を通じて、線形性と書き込み効率を同時に最適化しつつ、最適な電圧印加を自律的に学習・決定できる。これにより、電気特性評価における煩雑な手動調整が無くなるだけでなく、アナログメモristaの性能を大幅に向上できることが期待される。

Fig.1(a) に RL をメモrista電圧印加スケジューリングに適用するワークフローを示す。デバイスの基礎電気特性は計測器リモート API によって自動取得され、それを基に電圧制御型メモristaシミュレーションモデル VTEAM^[3] にフィッティングする。次に、実デバイスの特性を反映した VTEAM モデルを用いた RL 環境内においてオフラインで事前学習させ、多数のエピソードを通じてデバイスの特性スケールや抵抗変化の傾向を把握する。最後に、計測器リモート API を介して、RL Agent が実デバイス上で転移学習を行い、モデルを収束させる。訓練には段階的に難易度を上昇させる4回の学習カリキュラムを用意した。オフライン学習におけるそれぞれの訓練の Reward と Episode length(電圧印加回数)を Fig.1(b) と Fig.1(c) に示す。学習につれて Reward が上昇すると同時に Episode は減少することから、書き込み効率の向上が確認できる。また、4 端子 TiO_{2-x} メモristaでフィットした VTEAM モデルにおいて、RL Agent が設定した 64 個抵抗状態の累積平均分布 [Fig.1(d)] より、安定的な抵抗状態の設定精度が確認できる。以上より、本フレームワークが高効率な抵抗変化電圧スケジューリングを実現できることが示された。

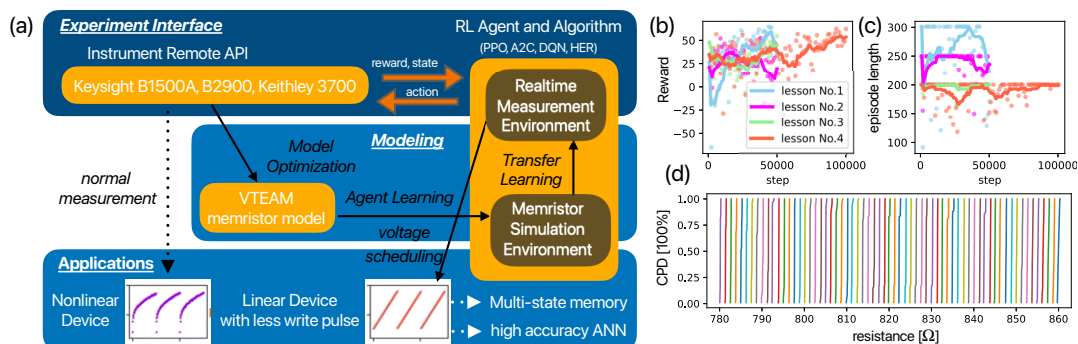


Fig.1: (a) Workflow of memristor voltage scheduling reinforcement learning. (b) Reward and (c) episode length (number of voltage applications) during the four-stage curriculum learning. (d) Cumulative density distribution of 64 resistance states via RL Agent on the fitted four-terminal TiO_{2-x} VTEAM model.

[1] Z. Diao et al., *Nanoscale Horiz.*, 10, 780-790 (2025) [2] M.Rao et al., *Nature*, 615, 823-829 (2023) [3] S. Kvatinsky et al., *IEEE TCAS-II*, 8, 786-790 (2015)

触覚センサを用いた物理リザーバ演算素子の作製とその応用

Development and Application of Nanomaterials Based In-sensor Reservoir Devices

九工大生命体工¹, 九工大 Neumorph センター² 君塚紘喜¹、アズハリ・サマン^{1,2}、徳野将士¹、
カラチャリ・アハメト¹、宇佐美雄生^{1,2}、池本周平^{1,2}、田向権^{1,2}、○田中啓文^{1,2}

LSSE, Kyushu Inst. Tech.¹, Neumorph Center, Kyushu Inst. Tech², ○H. Tanaka^{1,2}, K. Kimizuka, S.
Azhari, S. Tokuno, A. Karacali, Y. Usami, S. Ikemoto, H. Tamukoh, ○H. Tanaka

E-mail: tanaka@brain.kyutech.ac.jp

【緒言】リザーバ演算(RC)は、高速な情報処理を可能とする計算アルゴリズムであり、とくに時系列データ処理やパターン認識において優れた性能を発揮する。近年では、ナノ材料で作製した Echo state network 型素子中に電気的情報を入力すると、演算結果が電気的出力として直接得られる材料物理 RC が、その低消費電力性や深層ニューラルネットワークに不向きなタスクなどを補完できることから大きく注目されている。また、物理 RC の発展につれ、その応用先も考えられるようになってきており、その展開から目を離さずにはいられない。本講演では、これまでに得られた材料物理 RC の成果を3次元スポンジ構造のランダムネットワークを中心に紹介する。また、それらの知的システムへの応用についても進めているので紹介する。

【実験方法】カーボンナノチューブ(CNT)スポンジセンサは砂糖と CNT を混合し PDMS で固化させ、水漬させることで砂糖が水中に溶解することで得られた。九工大が有するトヨタ HSR の家庭用サービスロボットに得られた CNT スポンジセンサを実装し、9つの物体把持認識を行った。センサは、物体の硬さや形状に応じた圧力変化を読み取ることで、ロボットの把持力を動的に調整できる。センサを物理リザーバ素子として応用するため、Robot Operating System を利用し、物体把持時のセンサから得られる時系列データを取得した。このデータを線形分類器にかけることで、物理リザーバから得られた出力の学習を行った。

【結果と考察】物理リザーバ層としてのセンサに、外部圧力を入力してそれぞれの物体の硬さや形状によって異なる出力(電圧)を得た。出力を学習させた結果、80%を超える分類成功率を達成した。特に、ロボットハンドが把持を始めた瞬間の動的変化を学習させた場合の分類成功率は、83.5 %に達した。即ち、物理リザーバ素子による物体認識がリアルタイムで行えることを示しており、また、センサ自体が演算を行う「インセンサ演算」に発展すると期待される。また、理論的には、効率的な学習のためには少ないデータセットが望ましいとされ、リザーバ演算は深層学習に対して有利である。また、従来の深層学習では、取得したデータをメモリに保存し演算を行うのに対し、マテリアル物理リザーバ演算素子では、フェーディングメモリ(減衰記憶)を活用することで、大量のデータを保存することなく学習や予測タスクを実行できる。総合的にマテリアル物理リザーバを用いると AI 演算の消費電力を大きく削減する可能性が示唆される。上述のリアルタイム性に着目して、現在このスポンジセンサリザーバシステムを人間の手に利用することで、人間の手の動作のリアルタイム認識などの応用研究を行っているところであり、当日結果を紹介する。いうまでもなく触覚センサを利用する用途は多岐にわたっており、このシステムを利用することにより広い分野で応用が可能であると期待している。

{Mo₁₅₄}-ring のナノスケール接合における電気特性

Electrical Characteristics of {Mo₁₅₄}-ring in Nanoscale Junctions

阪大院理¹, [○](M1)近藤 悠真¹, 三坂 朝基¹, 大山 浩¹, 松本 卓也¹

Osaka Univ.¹, [○]Yuma Kondo¹, Tomoki Misaka¹, Hiroshi Ohoyama¹, Takuya Matsumoto¹

E-mail: kondoy24@chem.sci.osaka-u.ac.jp

【序】 リザーバーコンピューティング (RC) は、時系列データを効率的に処理できるニューラルネットワークの一種である。内部にある動的なリザーバー層を利用して情報を変換・記憶し、学習は出力層のみに限定されるのが特徴である。また、リザーバー層を物理システムで代替したものは物理リザーバーと呼ばれ、近年注目を集めている^[1]。物理リザーバーでは信号を非線形変換するノード間でのネットワーク構造が重要である。

当研究室では、分子ネットワーク構造を用いることで、分子の特性を生かした非線形特性の発現を試みている。本研究では、POMの一種であり、巨大なリング状の構造を持つ {Mo₁₅₄}-ring^[2](Fig.1・左上)に着目した。以前、{Mo₁₅₄}-ringのナノギャップ接合はI-V特性において非線形特性と短期記憶特性などRCに有用な電気特性を持つことを報告した^[3](Fig.1)。本発表では、{Mo₁₅₄}-ringのナノギャップ接合を物理リザーバー層として使用し、RCデバイスへの展開を試みた。

【実験】 Au電極(ギャップ間隔: 40 nm)に{Mo₁₅₄}-ring水溶液(1.0×10⁻⁴ M)を滴下・乾燥させてデバイスを作成した。370 K・高真空環境下にて、一入力端子・一出力端子の構成で電気伝導測定を行った。情報処理能力を確かめるため、RCのベンチマークテストであるNARMA2タスクと記憶容量測定を行った。入力信号として、0〜3 Vのランダムなパルス電圧 (3000点) を印加し、出力信号から20個の仮想ノードを生成した。

【結果】 Fig.2にNARMA2タスクと記憶容量測定の結果を示す。NARMA2タスクでは誤差の指標であるNMSEが0.136だった。また、記憶容量測定では2つ前の入力との相関を示すMC₂が0.77であった。この様に、{Mo₁₅₄}-ringのナノギャップ接合を用いたRCデバイスの展開が可能であることが明らかになった。

【参考文献】 [1] Usami Y. et al. *Adv. Mater.* **33**(48), 2021.

[2] Achim Müller et al. *Z. Anorg. Allg. Chem.* 1999, 625, 1187-1192

[3] 木元ら、第84回応用物理学会 23a-A302-1(2023)

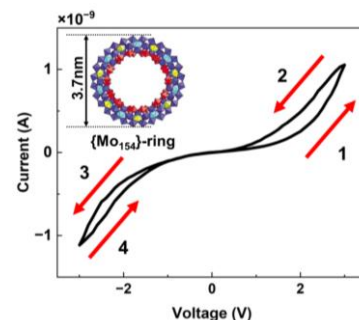


Fig. 1 I-V characteristic and structure of the {Mo₁₅₄}-ring.

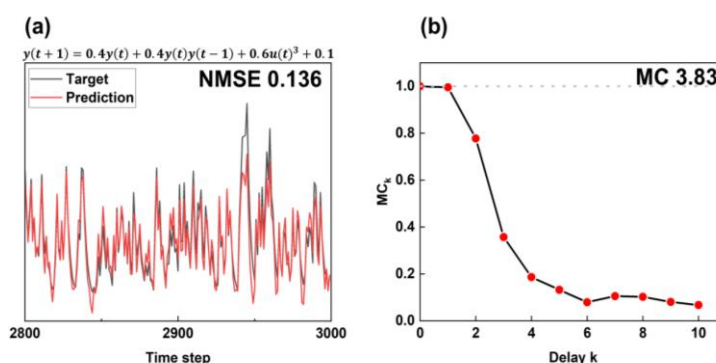


Fig. 2 Reservoir computing performance for the {Mo₁₅₄}-ring device. (a) Result of NARMA2 task. (b) Result of linear memory capacity task.

分子ネットワーク物理リザーバーの最適化のためのサロゲートモデルの開発

Development of surrogate model for the optimization of molecular network physical reservoirs

阪大院理¹, ◯(M2) 佐々木 蒼人¹, 大山 浩¹, 松本 卓也¹

Osaka Univ.¹, ◯Aoto Sasaki¹, Hiroshi Ohoyama¹, Takuya Matsumoto¹

E-mail: sasakia23@chem.sci.osaka-u.ac.jp

【序】ニューラルネットワークの一種であるリザーバーコンピューティング(RC)のうち、リザーバー層で行われる演算を物理現象に置換したものは物理リザーバーと呼ばれ近年注目を集めている[1]。分子ネットワークは、入力デバイスへの電圧、中間層(リザーバー層)が分子ネットワークの非線形の電気伝導性、出力層がデバイスの出力電極から得られる電流であり、分子ネットワークの電気伝導性を用いた物理リザーバーとして位置付けられる。本研究では、タスクに最適化された物理リザーバー開発のために、多電極を有する分子ネットワーク物理リザーバーの電気伝導性を再現するサロゲートモデルの開発を行った。

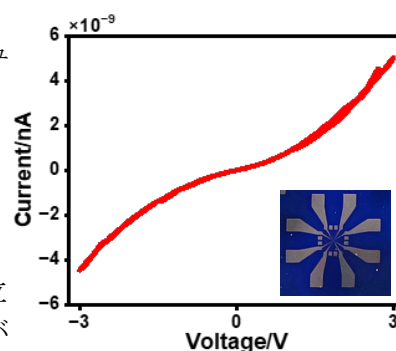


Fig 1. I-V curve of molecular with nonlinear electrical conductivity with the nano-gap electrode. (e.g. PEDOT/PSS) Inset is the image of nano-gap electrode.

【実験】ナノサイズギャップを有する 8 電極と非線形な電気電動を持つ PEDOT/PSS などの分子ネットワークを用いて、物理リザーバーを作った。7 入力 1 出力の構成で入力電圧の組み合わせによる出力電流を測定した。入力の組み合わせに多様性を持たせるために、7 つの入力には各電極の異なる素数周波数やその組み合わせで正弦波を入力した。このデータを用いて、分子物理リザーバーの電気応答を再現するサロゲートモデルを Transformer などの深層学習アーキテクチャを用いて開発した。

【結果と考察】作成したサロゲートモデルの 1 つの時系列予測タスクの結果を Fig. 2 に示す。青色の線が実際のデバイスの出力で、オレンジ色の線がサロゲートモデルの結果である。10⁻⁷オーダーの MSE で実現した。講演では分子デバイスの分子の特性の詳細やサロゲートモデルの開発手法などについて議論する。

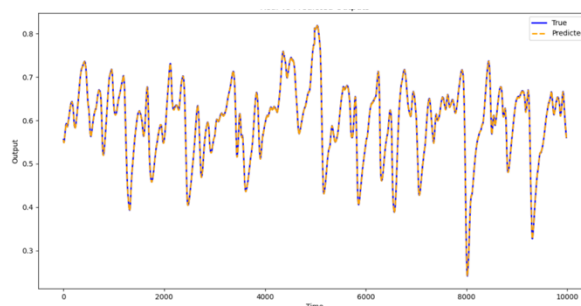


Fig 2. The result of time series forecasting task.

【参考文献】

[1] G. Tanaka et al., *Neural Networks*, **115**, 100 (2019).

人工神経細胞回路に対する閉ループフィードバックシステムの構築と 手書き文字認識タスクの実証

Closed-loop feedback control of artificial neuronal networks for handwritten digit recognition

東北大通研¹, 東北大院工², 東北大 AIMR³, はこだて未来大⁴

○ 門間信明^{1,2}, 山本 英明¹⁻³, 香取勇一⁴, 平野 愛弓¹⁻³, 佐藤 茂雄^{1,2}

RIEC¹, Grad. Sch. Eng.², AIMR³, Tohoku Univ.; Future Univ. Hakodate⁴

○ N. Monma^{1,2}, H. Yamamoto¹⁻³, Y. Katori⁴, A. Hirano-Iwata¹⁻³, S. Sato^{1,2}

E-mail: nobuaki.monma.r1@dc.tohoku.ac.jp

【背景・目的】 生物の脳は 20 W 程度の代謝エネルギーで自律適応的な情報処理を実現しており、その作動原理を理解することは、現行の機械学習モデルが抱える膨大な消費電力 (Samsi et al., Proc. IEEE HPEC, 2023) や破滅的忘却 (French, Trends Cogn. Sci. 1999) といった課題の克服にもつながると期待されている。脳を構成する生体神経回路 (biological neural network: BNN) の計算機能を明らかにするための一つのアプローチとして、分散培養系で再構築した BNN を用いた研究が近年活発に進められており、すでにゲーム環境への適応学習 (Kagan et al., Neuron, 2022) や、音声認識 (Cai et al., Nat. Electron. 2023) といった機能が実現可能であることが報告されている。特に、人工的に制御された回路構造を持つ BNN (人工神経細胞回路) を用いた研究では、自発活動のモジュール性が高い場合に分類性能が向上することが明らかとなっている (Sumi et al., PNAS, 2023)。しかし BNN が、例えば深層ニューラルネットワーク (deep neural network: DNN) のような機械学習モデルに対して情報処理上の優位性を持つかどうかは、それを検証するための実験系が未発達であったため、これまで明らかにされてこなかった。そこで本研究では、閉ループフィードバックシステムを構築し、それを用いた手書き文字認識タスクを BNN 上に実装した。さらに、同程度のニューロン数を有する DNN と分類性能を比較したので、その結果を報告する。

【実験方法】 光感受性カチオンチャネル ChrimsonR と蛍光カルシウムプローブ GCaMP6s を遺伝子導入したラット大脳皮質神経細胞に対して、リザーバー計算の枠組みを用いて手書き文字画像の 2 クラス分類タスクを実装した (図 1(a))。入力信号 (「0」「4」) は MNIST データセットから入手し、光パターンとして神経細胞に直接照射した。励起された活動 $x(t)$ をカルシウムイメージングで計測したのちに、出力重み $W^{out}(t)$ との積から出力信号 $z(t)$ を計算し、出力層からのフィードバック $W^{fb}z(t)$ を BNN に対して入力した。出力重み $W^{out}(t)$ は RLS (Recursive Least Squares) 法に基づく FORCE 学習 (Sussillo et al., Neuron, 2009) によって最適化した。BNN はマイクロ流体デバイスを用いて階層型モジュール構造にパターンニングした (Monma et al., Neural Netw. 2025)。また、比較対象である DNN には 3 層の畳み込み構造を採用し、重みは Adam 法により最適化した。

【結果】 BNN を用いた手書き文字認識では、「0」と「4」の手書き文字をそれぞれ 25 回ずつ学習させることで平均 81.8% ($n = 7$) の正答率を達成した。この値は BNN と同程度の規模である 100 ノードの DNN の正答率 56.3% ($n = 40$) と比べて、有意に高かった (図 1(b))。単一の神経細胞の入出力特性を近似するには多層の DNN が必要であること (Benigaguev et al., Neuron, 2021) を踏まえると、BNN はより大規模な DNN と同等の計算性能を備えている可能性が示唆される。発表では、リカレントニューラルネットワークを用いたリザーバー計算の性能との比較も含めて、BNN の情報処理特性について議論する。

本稿の内容の一部は、学術変革領域研究 (A) 「脳神経マルチセルラバイオ計算の理解とバイオ超越への挑戦」、科研費、JST-CREST、東北大学電気通信研究所共同プロジェクト研究の成果に基づくものである。

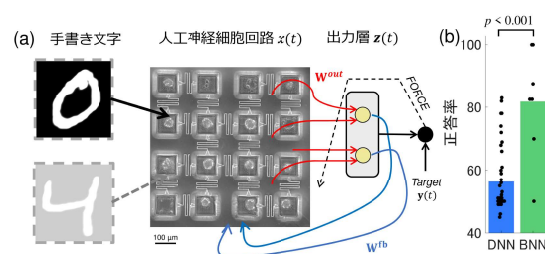


図 1: (a) 手書き文字認識タスクのアーキテクチャ, (b) DNN と BNN の正答率の比較。

逐次二入力 m-VSTO 物理リザーバーの学習性能評価

Evaluation of Learning Performance in m-VSTO Reservoirs with Sequential Dual-Inputs

○堀住 耕太¹, 千葉 貴裕², 小峰 啓史¹ (1. 茨城大院, 2. 山形大)

○Kota Horizumi¹, Takahiro Chiba², and Takashi Komine¹

(1. Ibaraki Univ., 2. Yamagata Univ.)

E-mail: 24nd253n@vc.ibaraki.ac.jp

物理系の応答特性を利用し、機械学習を行う物理リザーバーコンピューティング (PRC) は省電力 AI 実装として注目されている [1]. PRC に使用可能な物理系が持つべき性質として、高次元性、非線形性、短期記憶などがある. 非線形性と短期記憶のトレードオフは経験的に知られており、高学習性能物理リザーバーを実現するには線形ダイナミクスと非線形ダイナミクスの共存が必要であることが報告されている [2]. しかし、この知見に基づいたデバイス構造の提案はまだない. 一方、磁気渦スピントルク発振器 (VSTO) は物理リザーバーのデバイス候補であり [3], 追加層を付与した modified VSTO(m-VSTO) は従来の VSTO と異なり、印加電流の大きさにより周期的ダイナミクスとカオスのダイナミクスを制御することが可能である [4]. 本研究では周期的、カオスのダイナミクスがそれぞれ線形、非線形ダイナミクスに対応するとみなし、電流でダイナミクスを制御し、異なるダイナミクスから得られた2つの出力を合わせて一つの出力とした場合に学習性能が向上するか数値計算により調べた.

図 1(a) の m-VSTO に2つの電流 I_1, I_2 を逐次入力して発振させ、パルス幅 3 ns のランダム磁場 $H_x(t) = h_0 r(t)$ を図 1(b) のような入力信号とみなして印加した. ここで h_0 は入力信号強度、 $r(t)$ は $[0, 1]$ を値域とする一様乱数である. このとき、磁気渦の運動は Thiele 方程式により記述される [4,5]. 本計算では磁気渦の原点からの距離を出力信号 $y(t)$ とし、時系列分割により擬似的に 50 個のノードがあるとして学習性能を解析した.

追加層がある場合とない場合に、入力信号であるランダム磁場の強度 h_0 を変えながら学習性能指数の一つである短期記憶容量 C_{STM} を解析した結果を図 2 に示す. 印加電流は一回目の入力時では $I_1 = 1$ mA, 2 回目の入力時では $I_2 = 4$ mA とした. これらの電流値はそれぞれ m-VSTO のダイナミクスが周期的、カオス的に対応する. 従来 VSTO の閾値電流が約 2.3 mA あり、 $I_1 = 1$ mA では磁気渦が発振せず減衰する. 追加層がない場合には平均的に $C_{STM} < 0.1$ であるが、追加層がある場合には平均的に $C_{STM} > 4$ となることがわかり、追加層がある m-VSTO では平均的に高い短期記憶容量を持つことがわかる. 講演では、印加電流 (I_1, I_2) の組み合わせに対する学習性能の最適化についても論じる.

【謝辞】本研究の一部は、科学研究費補助金 (Grants No. 24K00916, 24H00018, 25H02105) の支援により行なわれました. ここに深謝いたします.

【参考文献】

- [1] G. Tanaka, *et al.*, *Neural Networks* **115**, pp. 100-123 (2019).
- [2] M. Inubushi and K. Yoshimura, *Sci. Rep.* **7**, 10199 (2017).
- [3] Y. Imai, *et al.*, *Sci. Rep.* **12**, 21651 (2022).
- [4] K. Horizumi, *et al.*, *IEEE Trans. Magn.*, in printing (2025).
- [5] A. Thiele, *Phys. Rev. Lett.* **30**, 230 (1973).

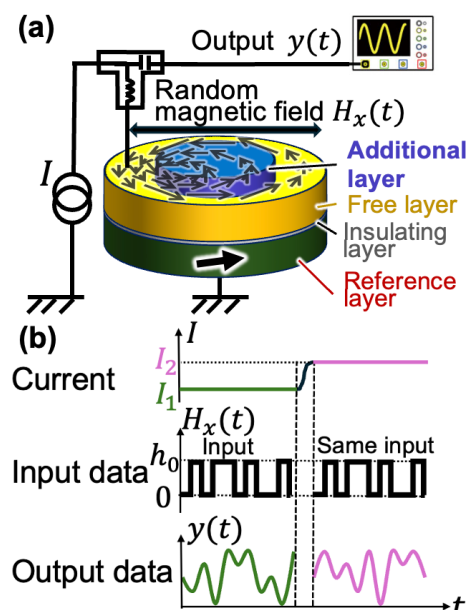


Fig.1 (a) Schematic image of VSTO with modified free layer. (b) Schematic time series of applied current and input/output signals.

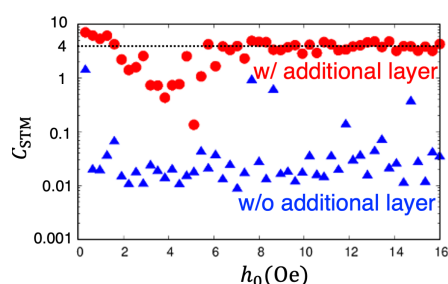


Fig.2 Dependence of short-term memory capacity C_{STM} on the input signal strength h_0 for VSTO with and without an additional layer with sequential dual-inputs.

スピンドYNAMICSを基盤とする磁化秩序形成過程を通じた生成モデルにおける学習力学の構築

Modeling learning dynamics of generative models via magnetization ordering induced by spin dynamics

東大工¹, 東大 BAI², 東北大 AIMR³, 理研 CEMS⁴

Dept. Appl. Phys., Univ. Tokyo¹, Inst. AI and Beyond, Univ. Tokyo², AIMR, Tohoku Univ.³, CEMS, RIKEN⁴

Gun Yoon¹, 日置友智^{1,3,4}, 星幸治郎^{1,2,4}, 横井直人^{1,2,4}, 齊藤英治^{1,2,3,4}

E-mail: yoongun@g.ecc.u-tokyo.ac.jp

機械学習の発展は物理学の概念と深く結びついており、ホップフィールドモデル、エネルギーベースモデル、拡散モデルなどはその代表例である[1, 2]。これらは情報論的に定式化可能である一方で、本研究では機械学習システムを磁性体としての開放熱機関と再解釈し、その学習過程を一

般物理原理と対応づける枠組みを提案する。特に、機械学習における正則化が磁化秩序の形成と本質的に等価であることを示し、情報理論的視座と物性物理学的視座の統合を目指す。

本研究では、スピンオートエンコーダと呼ばれる生成モデルを構築した(図1)。このモデルは、入力データを低次元潜在空間に写像するエンコーダ、確率的 sLLG 方程式に基づくスピン緩和層、そして高次元データを再構成するデコーダから構成される。再構成誤差と磁化に働く有効磁場を通じて定義されるエネルギーを最小化することで学習を実現し、温度パラメータにより正則化の強度を制御する。

本研究は、ニューラルネットワークの学習力学を開放熱力学系としてのスピン系へのフィードバック制御とその応答として実現することにより、磁化秩序の形成と学習効果の対応関係を実験的・理論的に議論する。

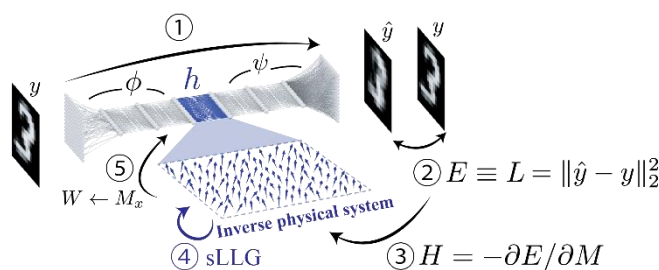


図1. スピンオートエンコーダの概念図

[1] J.J. Hopfield, Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A. **79** (8) 2554-2558 (1982)

[2] Y. Song, S. Ermon, Adv. Neural Inf. Process. Syst. 33, 11918–11930 (2019)

FS Focused Session "AI Electronics" | Oral presentation : FS.1 Focused Session "AI Electronics"

[9p-N106-1~9] FS.1 Focused Session "AI Electronics"

[9p-N106-1]

[Invited Talk] Near-quantum-limited microwave amplification using a diamond maser

Morihiro Ohta¹, Ching-Ping Lee¹, Ivan Kostylev¹, Hiroki Takahashi¹, OYuimaru Kubo¹ (1.OIST)

[9p-N106-2]

Demonstration of extreme learning functionality using quantum interference signals in graphene

O(M2)Koyomi Oshigane¹, Tomosato Hioki^{1,2,3}, Alexey Kaverzin^{1,2}, Naoto Yokoi^{1,2,4}, Eiji Saitoh^{1,2,3,4} (1.Dept. Appl. Phys. Univ. Tokyo, 2.CEMS, RIKEN, 3.AIMR Tohoku Univ., 4.Inst. AI and Beyond, Univ. Tokyo)

[9p-N106-3]

Quantum Simulation of Quantum Kibble-Zurek Mechanism in Transverse Field Ising Model Using Gate-Based Quantum Computers

OSasuke Kiriyama¹, Takumi Kanezashi¹, Jun-ichi Shirakashi¹, Tetsuo Shibuya², Hiroshi Imai² (1.Tokyo Univ. Agr. & Tech., 2.Univ. Tokyo)

[9p-N106-4]

Sparsification of Spin Interactions and Control of the Momentum Coupling in Momentum Annealing for Ising Machines

OKoki Awaya¹, Yu Zhao¹, Moe Shimada¹, Jun-ich Shirakashi¹ (1.Tokyo Univ. Agr. & Tech.)

[9p-N106-5]

A Comparative Study of Simulated Quantum Annealing with Extraction-Type Majority Voting Logic and OpenJij's SQASampler for Combinatorial Optimization Problems

OYu Zhao¹, Koki Awaya¹, Moe Shimada¹, Jun-ichi Shirakashi¹ (1.Tokyo Univ. Agr. and Tech.)

[9p-N106-6]

Negative Input Response in Photonic Reservoir Computing Utilizing Subcarrier Intermodulation Distortion

OHideaki Tanaka¹, Hidenori Takahashi¹ (1.KDDI Research, Inc.)

[9p-N106-7]

Nonlinear Optical Response of Chiral Metasurface Structure and Its Application to Optical Reservoir Computing

ORu Nakano¹, Akito Shinya¹, Junichi Fujikata² (1.Tokushima Univ., 2.Tokushima Univ pLED.)

[9p-N106-8]

Monte Carlo Optimization for Online Learning in Magneto-Optical Diffractive Deep Neural Network

OFatimaZahra Chafi¹, Tomonao Matsuya¹, Hotaka Sakaguchi¹, Hirofumi Nonaka², Hiroyuki Awano³, Takayuki Ishibashi¹ (1.Nagaoka Univ. Tech., 2.Aichi Inst. Tech., 3.Toyota Tech. Inst.)

[9p-N106-9]

Generation of information flow in magnetic skyrmion systems

O(M2C)Keigo Adachi¹, Ryo Ishikawa^{1,2}, Soma Miki³, Yoshisige Suzuki^{1,4} (1.Univ. of Osaka,
2.ULVAC inc., 3.Tohoku Univ., 4.NICT)

ダイヤモンドメーザーによる超低雑音マイクロ波増幅

Near-quantum-limited microwave amplification using a diamond maser

沖縄科技大, 太田守洋, 李清平, コスティレフ イバン, 高橋優樹, ○久保結丸

Okinawa Inst. Sci. Tech., Morihiro Ohta, Ching-Ping Lee, Ivan Kostylev,

Hiroki Takahashi, ○Yuimaru Kubo

E-mail: yuimaru.kubo@oist.jp

マイクロ波量子技術には、極低温下において微弱な信号を超低雑音で増幅することが求められる。この厳しい要件は、これまで主に超伝導パラメトリック増幅器によって満たされてきた。他方、本質的に異なるアプローチとして、マイクロ波周波数帯におけるレーザー、通称メーザーを用いる方式が挙げられる。メーザーは極低温環境下において十分な反転分布が得られれば、量子限界の雑音性能を示すと長らく予測されてきた [1,2]。我々は、ミリケルビン温度においてダイヤモンド中の窒素不純物スピンの反転分布を作り出すことに成功し、メーザーによるマイクロ波増幅を実現し、量子限界に近い雑音性能を達成した [3]。図1にデバイスと結果を示す。6.595 GHz において 30 dB 超の利得と 0.86 K の雑音温度を実現した。雑音温度は超伝導パラメトリック増幅器と同等でありながらも、比べて 20 dB 以上高い飽和パワーを示した。

[1] J. Weber, Phys. Rev. 108, 537 (1957).

[2] K. Shimoda, H. Takahashi, C.H. Townes, J. Phys. Soc. Jpn. 12, 686 (1957).

[3] M. Ohta, et al. arXiv:2505.05705.

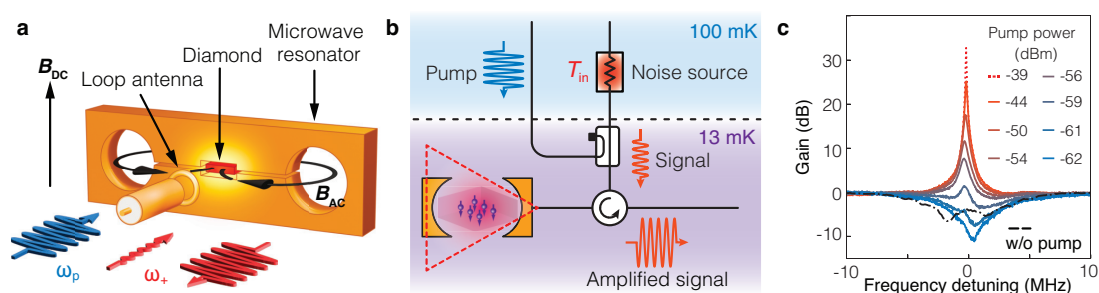


Figure 1: a, デバイスの模式図。窒素不純物スピンを含んだダイヤモンド結晶がループギャップ型マイクロ波共振器内に置かれている。ポンプおよび測定マイクロ波信号はループアンテナを介して導入される。b, 希釈冷凍機内部のセットアップ。c, 得られたメーザー利得スペクトル。横軸は共振器周波数 $\omega_r/2\pi = 6.595$ GHz からの周波数を示す。

グラフェンにおける量子干渉信号を用いた極限学習機能の実証

Demonstration of extreme learning functionality using quantum interference signals in graphene

東大工¹, 理研 CEMS², 東北大 AIMR³, 東大 BAI⁴

押金こよみ¹, 日置友智^{1,2,3}, Alexey A. Kaverzin^{1,2}, 横井直人^{1,2,4}, 齊藤英治^{1,2,3,4}

Dept. Appl. Phys., Univ. Tokyo¹, CEMS, RIKEN²,
Inst. AI and Beyond, Univ. Tokyo³, AIMR Tohoku Univ.⁴

Koyomi Oshigane¹, Tomosato Hioki^{1,2,3}, Alexey A. Kaverzin^{1,2}, Naoto Yokoi^{1,2,4}, Eiji Saitoh^{1,2,3,4}

E-mail: oshigane-koyomi628@g.ecc.u-tokyo.ac.jp

深層学習にはその本質として、入力された情報を高次元空間へと展開し、問題を単純化するという処理構造がある。この処理を支えるには情報の展開のため膨大な自由度が必要なことから、深層学習モデルは年々大規模化しており、情報を省エネルギーに高次元展開可能な物理デバイスの開発が求められている。その候補の一つとして物理リザーバー計算が注目され、水中の波動やスピン波といった、多様な物理系に励起される波動に基づく非線形処理機構が広く開発されてきた[1]。しかし、物理リザーバー計算は情報処理の度に波動を励起し、その励起状態が緩和するまでの短時間で処理を行う必要があるという原理的な制約を抱えている。

この制約を回避し得る手段として、本研究では固体中に存在する電子波に着目した。電子はパウリの排他律に従いフェルミ準位まで充填され、熱励起なしに基底状態でフェルミ波長に特徴付けられる波として存在する。本研究では、長い電子の位相コヒーレンス長を有することが知られるグラフェン試料における、電子波動関数が不純物等の散乱要因によって複雑に干渉することで生じる電気伝導特性を取得した(Fig.1)[2]。この複雑な伝導特性を、入力情報の高次元空間への展開機能として活用する新たな機械学習手法「物理極限学習」機構を構築し、手書き数字分類課題において高い精度を達成した(Fig.2)。発表では、本提案手法と実証結果の詳細について報告する。

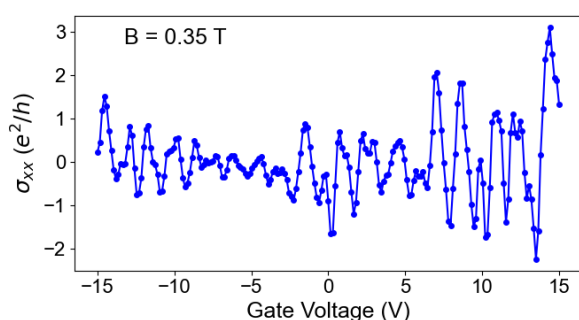


Fig.1 Dependence of conductivity on applied gate voltage in a graphene sample

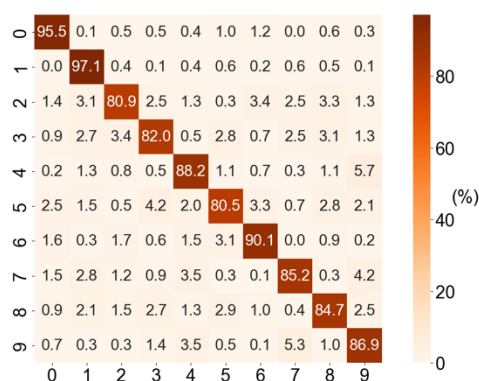


Fig.2 Confusion matrix for handwritten digit classification task

[1] G. Tanaka et al., Neural Networks **115**, 100–123 (2019).

[2] A. A. Kaverzin et al., Applied Physics Letters **124**, 203103 (2024).

ゲート型量子計算機を用いた横磁場イジングモデルにおける Quantum Kibble-Zurek Mechanism の量子シミュレーション

Quantum Simulation of Quantum Kibble-Zurek Mechanism in Transverse Field Ising Model Using Gate-Based Quantum Computers

東京農工大学¹、東京大学²

○桐山 瑛介¹、金刺 拓海¹、白樫 淳一¹、渋谷 哲朗²、今井 浩²

¹Tokyo University of Agriculture & Technology, ²The University of Tokyo

○S. Kiriya¹, T. Kanezashi¹, J. Shirakashi¹, T. Shibuya², and H. Imai²

E-mail: s252382w@st.go.tuat.ac.jp

近年、量子計算機を用いた量子シミュレーションが注目されている。その一つに、量子アニーラやゲート型量子計算機を用いた 1 次元横磁場イジング鎖における Quantum Kibble-Zurek Mechanism (QKZM) の量子シミュレーションがある[1, 2]。ここで QKZM とは、強磁性の時に隣り合うスピンの逆を向く部分を Kink と定義し、Kink 密度 $\bar{n}$ がアニーリング時間 t_a に対して普遍的なスケーリング則 $\bar{n} \propto t_a^{-dv/1+vz}$ に従うという理論である[3]。このとき、 d は次元数、 v は臨界指数、 z は動的臨界指数、 $-dv/1+vz$ は普遍指数である。量子アニーラを用いた 1 次元横磁場イジング鎖における QKZM の量子シミュレーションでは、 t_a が高速な領域 ($t_a < 1 \mu\text{s}$) で理論と定量的に一致することが示唆されている[1]。前回の報告では、量子アニーラを用いて 2 次元横磁場イジングモデルにおける QKZM の量子シミュレーションを行い、普遍指数は -0.73 と算出された[4]。この結果は、理論値である -0.77 と概ね一致し、量子アニーラが 2 次元横磁場イジングモデルの量子シミュレーションに有用であることを示している。一方で、量子アニーラには量子ビット間の接続数の制約や、コヒーレンス時間が短いという課題があった。そこで今回は汎用型のゲート型量子計算機を用いて QKZM のシミュレーションを行い、前回の量子アニーラの結果との比較を行った。

図 1 に、今回のゲート型計算機を用いたシミュレーションのプロセスを示す。ゲート型量子計算機では、イジングモデルの時間依存ハミルトニアンを Trotter 近似により量子回路に実装できる[2]。これを量子プロセッサ上で実行し、最終的に得られた各スピンの状態から Kink 密度を算出する。本実験では、Qiskit から利用可能な “`aer_simulator_statevector`”[5] を用いて、1 次元横磁場イジングモデルのシミュレーションを行った。その結果、Total Time[2] が $10^0 \sim 10^1$ の範囲で得られた QKZM の普遍指数は -0.48 となり、理論値である -0.50 と概ね一致した。以上より、ゲート型量子計算機においても QKZM のスケーリング則が確認され、横磁場イジングモデルの量子シミュレーションの手段として有用であることが示唆された。

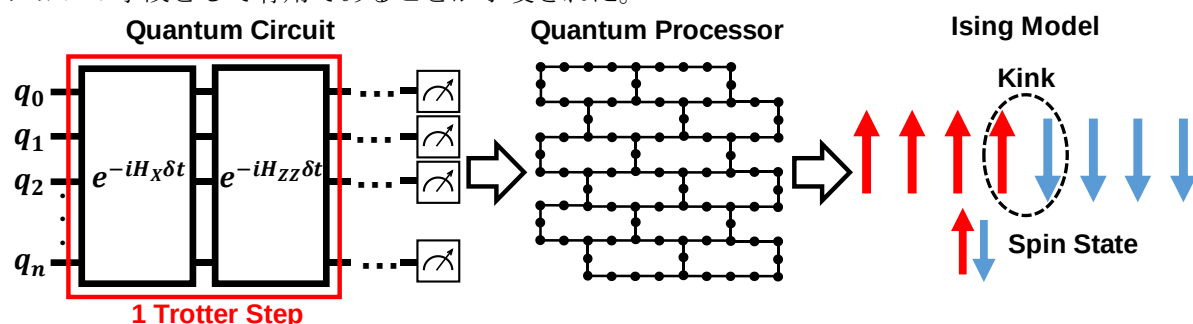


Fig. 1. Process of simulating the transverse-field Ising model on gate-based quantum computers.

References

- [1] A. D. King, et al., Nature Physics 18 (2022) 1324.
- [2] A. Miessen, et al., PRX Quantum 5 (2024) 040320.
- [3] Y. Bando, et al., Physical Review Research 2 (2020) 033369.
- [4] 桐山、牛坂、庄司、白樫: 第 72 回応用物理学会春季学術講演会 17a-K306-9 (2025).
- [5] IBM Quantum, <https://quantum-computing.ibm.com/>.

イジングマシンにおける Momentum Annealing の スピン間結合スパース化と Momentum Coupling の制御 Sparsification of Spin Interactions and Control of the Momentum Coupling in Momentum Annealing for Ising Machines

東京農工大 [○]栗屋康輝、趙宇、島田萌絵、白樫淳一

Tokyo University of Agriculture & Technology

[○]K. Awaya, Y. Zhao, M. Shimada, and J. Shirakashi

E-mail: s242835s@st.go.tuat.ac.jp

近年、実社会における組合せ最適化問題を解決する計算機として、量子インスパイアード型イジングマシンが注目されている[1, 2]。そのアルゴリズムの1つである Momentum Annealing (MA)[1]は、イジングモデルを二部グラフに変換することで Simulated Annealing (SA)[3]の課題点であった全スピンの並列更新を可能にし、基底状態探索の高速化を図っている。これまで我々は、論理表現されたイジングモデルのスピン判定論理として、スピン間結合のスパース割合を制御することで熱揺らぎを表現する抽出型多数決論理 (Extraction-Type Majority Voting Logic: E-MVL) [4, 5]を提案し、SA との比較検討を行ってきた。前回の報告では、E-MVL のスパース化の概念を MA の並列更新手法に取り入れた Sparsifying Momentum Annealing (SpMA)[6]を提案し、MA や E-MVL よりも高速求解可能であることが示唆された。今回は、SpMA における Momentum Coupling の最適化手法を提案し、最適化を行わない従来手法と比較することで、演算精度に与える影響について検討を行った。

本実験では提案手法(モーメント項の最適化を適用した SpMA)と従来手法(未適用の SpMA)を用いて、Sherrington-Kirkpatrick (SK) model の交換相互作用係数が+1 または-1 の二値でランダムに設定された、SK-bimodal [2]の基底状態探索を行った。スピンサイズ $N = 100, 225, 400$ の各問題に対し、基底状態に近い近似解へ到達する確率である P_{target} を算出した結果を図 1 に示す。 $N = 225, 400$ において、従来手法では P_{target} が 0.1 未満で推移したのに対し、提案手法は P_{target} が 0.3 以上を維持しており、 $N = 400$ では約 6 倍の精度向上が確認された。この結果は、本提案による Momentum Coupling の最適化が、大規模問題において有効に機能することを示唆している。以上より、Momentum Coupling を最適化した SpMA は、複雑な実社会課題に対して、高速かつ高精度な求解を行える可能性が示唆された。

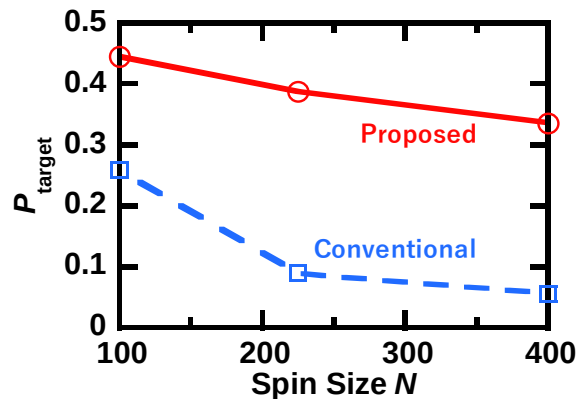


Fig. 1 Comparison of the P_{target} for SpMA with and without optimization of the Momentum Coupling.

References

- [1] T. Okuyama, T. Sonobe, K. Kawarabayashi, and M. Yamaoka, Phys. Rev. E 100 (2019) 012111.
- [2] M. Aramon, et al., Frontiers in Physics 7 (2019) 48.
- [3] S. V. Isakov, I. N. Zintchenko, T. F. Rønnow, and M. Troyer, Comput. Phys. Commun. 192 (2015) 265.
- [4] A. Yoshida, T. Miki, M. Shimada, Y. Yoneda, and J. Shirakashi, Appl. Phys. Express 15 (2022) 067002.
- [5] 栗屋、米本、島田、趙、白樫: 第 72 回応用物理学会春季学術講演会 17a-K306-6 (2025).
- [6] 米本、栗屋、趙、島田、白樫: 第 72 回応用物理学会春季学術講演会 17a-K306-8 (2025).

A Comparative Study of Simulated Quantum Annealing with Extraction-Type Majority Voting Logic and OpenJij's SQASampler for Combinatorial Optimization Problems

Tokyo University of Agriculture & Technology

Y. Zhao, K. Awaya, M. Shimada and J. Shirakashi

E-mail: s243547r@st.go.tuat.ac.jp

Combinatorial optimization problems have attracted significant attention in the context of quantum annealing and its quantum-inspired counterparts [1, 2]. Among these, quantum-inspired Ising machines have shown promise in overcoming the physical limitations of quantum hardware while efficiently solving large-scale optimization tasks [2]. Simulated quantum annealing (SQA), a quantum-inspired algorithm based on path-integral Monte Carlo methods, is frequently applied to spin glass problems such as the Sherrington-Kirkpatrick (SK) model [3]. OpenJij [4] is an open-source framework that provides implementations of SQA and simulated annealing (SA) through dedicated samplers (SQASampler and SASampler) with support for flexible scheduling on CPU backends. In this study, we use our own implementation of SQA, which allows flexible adjustment of various parameters. We also extend this approach with a hybrid variant that incorporates extraction-type majority voting logic (E-MVL) to enhance performance. [5, 6] against OpenJij to perform SQA under equivalent experimental conditions, including identical annealing schedules and coupling constants for the the Sherrington-Kirkpatrick (SK) model.

In this experiment, the SK model was configured with a size of 20 spins, using 10 instances, 100 trials per instance, and 1000 iterations. For this, the exchange interaction coefficients were SK-Gaussian [7] normalized to 10-bit integers within $[-512, 512]$. SK-bimodal instances with ± 1 couplings were also tested under the same conditions. All experiments were conducted using equivalent annealing schedules between SQA implemented by OpenJij, SQA implemented by ourselves and SQA with E-MVL. SQA (OpenJij) used default settings; SQA (ourselves) and SQA with E-MVL used equivalent parameters. For the SK-bimodal, the accuracy was 0.981 for SQA (OpenJij), 0.985 for SQA (ourselves), and 0.990 for SQA with E-MVL. For the SK-Gaussian, the accuracy improved from 0.965 SQA (OpenJij) and 0.966 SQA (ourselves) to 0.999 with SQA with E-MVL as shown in Fig. 1. These results demonstrate the robustness and precision of the hybrid method. Compared to SQA (OpenJij), SQA (ourselves) with E-MVL approach consistently achieves higher accuracy across both SK-bimodal and SK-Gaussian instances. The study highlights the effectiveness of incorporating E-MVL into SQA, providing a promising direction for quantum-inspired solvers in combinatorial optimization problems.

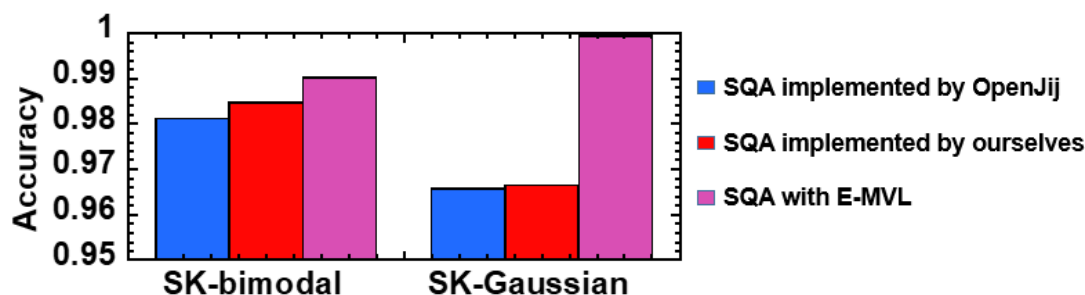


Fig. 1 Average accuracy of SQA (OpenJij), SQA (ourselves), and SQA with E-MVL on SK-bimodal and SK-Gaussian instances.

References

- [1] H. Goto, et al., Sci. Adv. 7 (2021) eabe7953.
- [2] M. Yamaoka, et al., IEEE J. Solid-State Circuits 51 (2016) 303-309.
- [3] D. Sherrington and S. Kirkpatrick, Phys. Rev. Lett. 35 (1975) 1792-1796.
- [4] OpenJij: Framework for the Ising model and qubo. [Online]. Available: <https://www.openjij.org/>.
- [5] Y. Zhao, K. Awaya, R. Yonemoto, M. Shimada and J. Shirakashi, The 72th JSAP Spring Meeting 17a-K306-7 (2025).
- [6] A. Yoshida, T. Miki, M. Shimada, Y. Yoneda, and J. Shirakashi, Appl. Phys. Express 15 (2022) 067002.
- [7] M. Aramon, et al, Front. Phys. 7, (2019) 48.

サブキャリアの相互変調歪を利用した 光リザーバーコンピューティングの負入力挙動 Negative Input Response in Photonic Reservoir Computing Utilizing Subcarrier Intermodulation Distortion

KDDI 総合研究所 ○田中 英明, 高橋 英憲

KDDI Research, Inc. ○Hideaki Tanaka, Hidenori Takahashi

E-mail: hk-tanaka@kddi.com

【はじめに】光ニューラルネットワークは高速動作・低消費電力が期待され、活発に研究が行われている。我々はサブキャリア (SC) 電気信号を光変調器に加えるときに生じる相互変調歪 (IMD) をニューロン出力と見なし、正のデータからなる画像の認識に適用できることを示した^[1]。本稿ではリザーバーコンピューティング (RC) モデルを先の方式 (SCIMD 方式) に適用し、負のデータを含む時系列データの予測を検証したので報告する。

【負データ入力時のスペクトル変化の解析】 簡単化のため SC を 3 トーン信号とし、負データのスペクトルへの影響を検討した。 ω_1 、 ω_2 、 ω_3 の等角周波数間隔の信号が非線形システムに入るとき、それぞれの信号の係数 (強度) を A、B、C として 2 次歪は、

$$(A \cos \omega_1 t + B \cos \omega_2 t + C \cos \omega_3 t)^2$$

に比例し、高周波側に生じる 2 次歪は、

$$\frac{1}{2}(A^2 \cos 2\omega_1 t + B^2 \cos 2\omega_2 t + C^2 \cos 2\omega_3 t) + \{AB \cos(\omega_1 + \omega_2) + BC \cos(\omega_2 + \omega_3) + CA \cos(\omega_3 + \omega_1)\}$$

に比例する。A、B、C のいずれかが負になると AB、BC、CA は負になる場合があり、負データにスペクトルは影響を受ける。なお 3 次歪の解析でも 2 次歪と同様に負データにスペクトルは影響を受ける。

【RC 実験】 RC モデルを SCIMD 方式に適用し、時系列データ予測実験を行った (Fig. 1)。送信側では、データに比例してスペクトル強度変調を施した

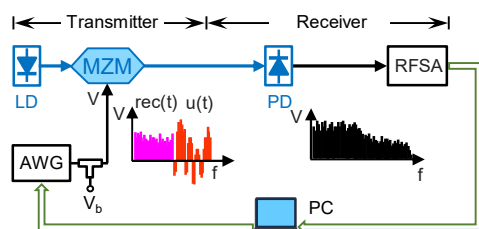


Fig. 1 Experimental setup to perform a photonic RC utilizing SCIMD.

13MHz~200MHz の区間に 200 kHz 間隔で発生させた SC 電気信号 (936 サブキャリア) を、ヌル点バイアスした MZ 変調器 (MZM) に加え、レーザ光 ($\lambda=1562$ nm) を変調した。データが負の場合には該当する SC の時間軸上の極性を反転させた。SC の高周波側半分には入力データ $u(t)$ を、低周波側半分にはリカレント信号 $rec(t)$ を割当てた。受信側では PD で O/E 変換後に RF スペアナ (RFSA) で 20MHz~720MHz の区間を 200 kHz 間隔でスペクトル強度 (電圧) を取得し、Leaky Integration 機構^[2]を通してリザーバー出力とした。213MHz~306.4MHz のスペクトル強度値はリカレント信号にも用いた。データセットには、Lorenz-96 カオス^[3] ($F=8$, $J=40$, $\Delta t=0.01$) のグリッド数を、十分な IMD を得るため補間して 469 に増やしたデータを用いた。学習はデータセットの 10000 ステップを用い、リードアウトの重みを導出後、再帰的な時系列予測を行った。リーク率が 0.08 のときの予測結果を Fig. 2 に示す。0.25 リアプノフ時間の有効予測時間^[4]が得られた。

【まとめ】 RC モデルを SCIMD 方式に適用し、負データを含むデータセットにおいて時系列予測が可能であることを示した。

【参考文献】

- [1] H. Tanaka et al., in Proc. of CLEO 2024, JTh2A.101(2024).
- [2] H. Jaeger et al., Neural Netw., vol. 20, p. 335(2007).
- [3] EN. Lorenz, in Proc. of Seminar at ECMWF, vol. 1, p. 1(1996).
- [4] P. R. Vlachas et al., Neural Netw., vol. 126, pp. 191(2022).

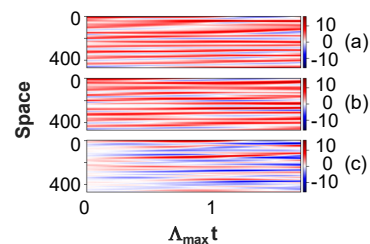


Fig. 2 Experimental results of Lorenz-96 chaos prediction. (a) Target data. (b) Recursive prediction. (c) Error [panel (b) minus panel (a)].

カイラルメタサーフェス構造の非線形光学応答と光リザバーコンピューティングへの応用

Nonlinear Optical Response of Chiral Metasurface Structure and Its Application to Optical Reservoir Computing

徳島大・大学院¹, ポストLEDフォトンクス研² ○(M1)中野瑠生¹, 新屋暁斗¹, 藤方潤一²

Tokushima Univ.¹, Institute of Post-LED Photonics Lab.², Ru Nakano¹, Akito Shinya¹, Junichi Fujikata²

E-mail: c612536029@tokushima-u.ac.jp

1. はじめに

近年、ディープラーニングをはじめとする機械学習技術が急速に発展しており、大規模演算における消費電力や処理速度の課題が顕在化している。こうした背景から、光リザバーコンピューティング(光RC)の研究が注目を集めている。

本研究では、カイラルメタサーフェスによる円二色性に着目し、偏光演算を用いた光RCの可能性を検討した。さらにメタサーフェスの熱非線形光学効果の演算性能への影響を解析した。

2. カイラルメタサーフェスの電磁場解析

図1に本研究で検討したカイラルメタサーフェス構造を示す。カイラルメタサーフェスは、ナノスケールで非対称な構造を持ち、入射光の偏光状態に応じて異なる光学応答を示す[1]。

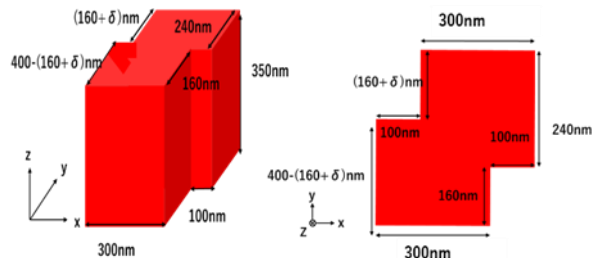


図1. カイラルメタサーフェスの(a)斜視図, (b)上面図.

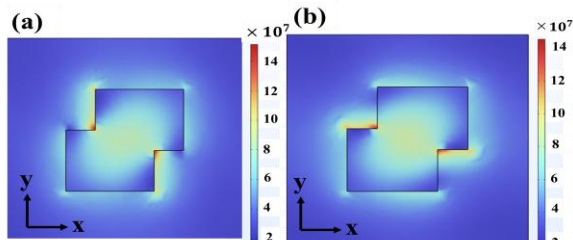


図2. (a) RCP および(b) LCP 入射光における電場強度.

本研究では、構造の非対称性を表すパラメータ δ の変化に注目し、LCP (左円偏光) および δ の変化に注目し、LCP (左円偏光) および RCP (右円偏光) それぞれの入射時における偏光角度の変化を解析した(図3)。 δ が 0nm の時に両偏光間で最も大きな偏光角の非対称性が観測され、これは構造対称性のわずかな差異が光の共鳴条件に強く影響を与えることを示している。これにより、構造非対称性により、光学的非線形性を制御可能であることが明らかになった。

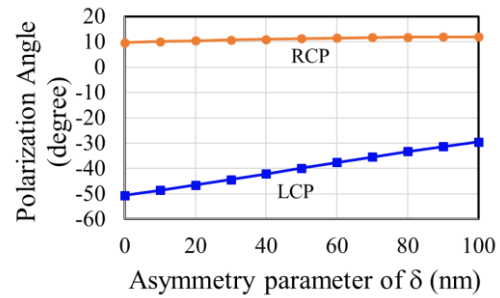


図3. 構造非対称性パラメータ δ による LCP および RCP の偏光角依存性.

3. 光RCへの適用評価

これらの偏光応答特性を応用し、MNIST 手書き文字データセットを用いた光RCの性能評価を行った。カイラル構造に基づくRCモデルでは、熱応答を非線形係数として導入することで、学習初期から約91~93%の高い認識精度を実現した(図4)。この結果は、屈折率の熱光学効果による時系列変化が学習精度向上に寄与することを示していると考えられる。

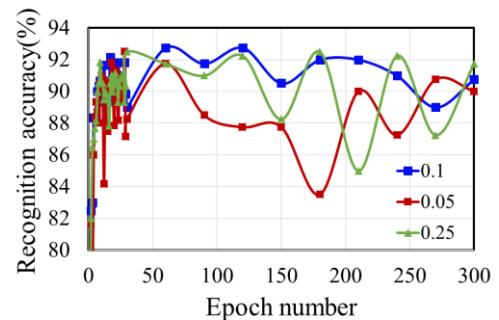


図4. カイラルメタサーフェス構造を用いた光RCによるMNISTデータの認識精度.

4. 結論

本研究により、カイラルメタサーフェスの構造非対称性により、左右円偏光に対する非線形応答が制御可能であることが示された。これにより、光リザバーコンピューティングにおいても高精度な情報処理が可能であることが明らかになった。

謝辞

本研究の一部は科研費 (JP22H01555, JP23H00274, JP25K01289)、SCATの助成を受けた。

参考文献

- [1] S. Zong et al., "Electromagnetic heating-assisted metasurface for stably tunable, fast-responding chiroptics," Opt. Lett. 48(22), 5903 (2022).

Monte Carlo Optimization for Online Learning in Magneto-Optical Diffractive Deep Neural Network

Nagaoka Univ. Tech.¹, Aichi Inst. Tech.², Toyota Tech. Inst.³,

°F. Z. Chafi¹, T. Matsuya¹, H. Sakaguchi¹, H. Nonaka², H. Awano³, T. Ishibashi¹

E-mail: cfz@vos.nagaokaut.ac.jp

Recent advances in physical neural networks, particularly magneto-optical diffractive deep neural network (MO-D²NN)^[1,2], have demonstrated remarkable potential for performing complex inference tasks at high-speed, and with minimal energy consumption. However, in order to reduce the power consumption during the training, a learning method with low computational cost is required. In this work, we propose an alternative approach based on Monte Carlo learning algorithm, tailored for online learning in MO-D²NN.

Unlike backpropagation (BP), Monte Carlo method (MCM) learns by stochastic, local binary-weight flips, without observing hidden states. It iteratively trains the network by randomly flipping subsets of weights and retains only updates that reduce the loss function. We evaluate MCM against conventional BP on MO-D²NN with a single hidden layer, characterized by: Faraday rotation angle θ_F , layer-to-layer propagation distance ($d_1 = 3.5$, $d_2 = 0.5$ mm), and 100×100 neurons of $1 \times 1 \mu\text{m}^2$ in size, trained on MNIST classification tasks.

MCM achieves comparable accuracy ($\sim 96\%$) and steady convergence (Fig.1), despite requiring more iterations ($\sim 80,000$ MC steps) and forward passes to discover productive weight flips, that leads to longer training times. Even in its current form, MCM offers a practical solution for online learning in physical MO-D²NN.

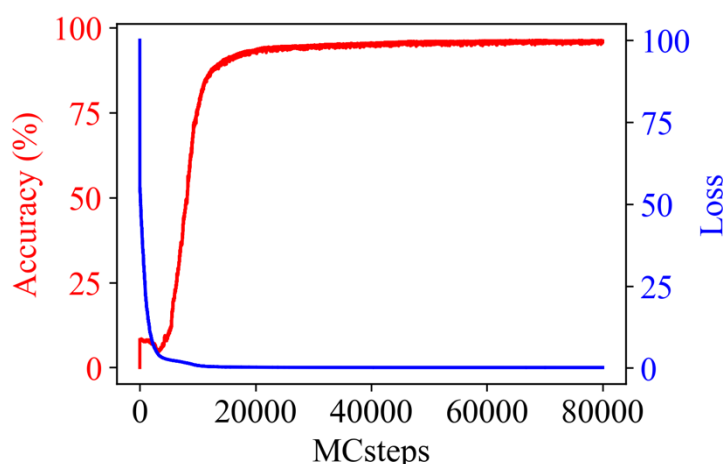


Fig.1. Classification accuracy and loss evolution against the MCM steps.

Ongoing efforts, therefore, focus on accelerating the algorithm through adaptive search strategies, so that the approach becomes competitive not only in applicability but also in speed.

This work has been supported by JSPS Grant-in-Aid Scientific Research JP23H04803.

[1]. T. Fujita, *et al.*, Opt. Exp. 30, 36889 (2022).

[2]. H. Sakaguchi, *et al.*, doi.10.1109. (2023).

磁気スキルミオン系における情報流の生成

Generation of information flow in magnetic skyrmion systems

大阪大学¹, 株式会社アルバック², 東北大学³, 未来 ICT, 情報通信研究機構⁴

○(M2C) 安達 恵吾¹, 石川 諒^{1,2}, 三木 颯馬³, 鈴木 義茂^{1,4}

Univ. of Osaka¹, ULVAC inc.², Tohoku Univ.³, NICT⁴

°Keigo Adachi¹, Ryo Ishikawa^{1,2}, Soma Miki³, Yoshisige Suzuki^{1,4}

E-mail: suzuki.yoshishige.es@osaka-u.ac.jp

本研究ではトポロジカルな磁気構造である磁気スキルミオンの熱ゆらぎを利用することにより、情報入力以外に電力を消費しない「ブラウンian計算機」[1]の実現を目指している。これまでの研究においてスキルミオン間相互作用のある系において熱平衡では「情報流」[2]がないことを確認した。今回は、磁気スキルミオン系にエネルギーを注入した際に情報流が出現するかどうか調べた。

ここで用いたスキルミオンの直径は1~2 μm であり、CoFeBの薄膜(1.2nm)に生じる。膜表面をMgO(1.5nm)とSiO₂(3.0nm)で覆った。図1には今回作製した素子の磁気光学顕微鏡写真を示す。幅5 μm のワイヤー状に加工したCoFeB膜の内部に発生したスキルミオンAはSiO₂が追加成膜された下部の短冊状の部分に閉じ込められ[3]、交流電流(周波数2Hz)により上下に振動する。ワイヤーは1 μm の間隙を置いて2本あり、もう一方のワイヤー内のスキルミオンBは電流駆動されたスキルミオンAとの双極子相互作用と熱により運動する。運動をビデオカメラで撮影し、その位置を上下で2値化したのちに情報熱力学的な解析を行った。その結果、スキルミオンAからBに流れる「Horowitz-情報流[4]」を明確に観測した。当日は相互情報量と情報流の関係など情報熱力学的

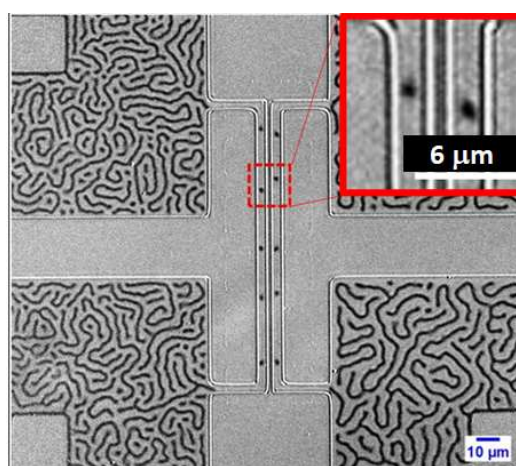


図. 素子中のスキルミオンの磁気光学顕微鏡写真. 赤枠内はスキルミオン閉じ込め部分の拡大写真. 左側のスキルミオンはワイヤーを流れる電流により上下運動をし, 右側のスキルミオンは双極子相互作用により左側のスキルミオンの情報を受け取る.

的解析の詳細を紹介し、「情報熱機関」の構築について提案する。

謝辞 JST CREST (JPMJCR20C1)、科研費基盤S (JP20H05666)、科研費若手研究(23K13660)、科研費研究活動スタート支援(24K22860)、X-nics (JPJ011438)の補助を受けて実施された。

参考文献 [1] J. Lee, F. Pepper *et al*, Int Journ of Unconventional Computing 12, 341-362 (2016)..

[2] 例えば, H. Mori *et al*., 2021 応用物理学会秋の学術講演会 10p-S302-8.

[3] Y. Jibiki *et al*., Appl. Phys. Lett. 117, 082402 (2020).

[4] J. M. Horowitz *et al*., Phys. Rev. X, 4, 031015 (2014).

FS Focused Session "AI Electronics" | Oral presentation : FS.1 Focused Session "AI Electronics"

[10a-N106-1~10] FS.1 Focused Session "AI Electronics"

[10a-N106-1]

Application of a Multiple-Electron Random Network to a Classification Task

○Shunya Watanabe¹, Takahide Oya^{1,2} (1.Yokohama Nat'l Univ., 2.IMS, Yokohama Nat'l Univ.)

[10a-N106-2]

Performance Enhancement of FeFET-based Reservoir Computing Using Substrate Bias

○Mingxia Wan¹, Eishin Nako¹, Shin-Yi Min¹, Mitsuru Takenaka¹, Shinichi Takagi¹, Kasidit Toprasertpong¹ (1.Univ. Tokyo)

[10a-N106-3]

Improvement in information processing capability of ionogel-based physical reservoir device through control of metal-cation accessibility to ionogel/electrode interface

○Hisashi SHIMA¹, Yasuyuki Kusaka¹, Shinya Kano¹, Masayoshi Koutake¹ (1.AIST)

[10a-N106-4]

Photo-Induced Warm-Up Effect in Copper-Ion-Doped Ionic Liquid Reservoirs

○(M1)Masato Yamanoue^{1,2}, Hisashi Shima², Toshiki Nokami³, Tomoyuki Mochida⁴, Yasuhisa Naitoh², Hiroyuki Akinaga², Zheng Yumeng¹, Kentaro Kinoshita¹ (1.Tokyo Univ. of Sci, 2.AIST, 3.Tottori Univ., 4.Kobe Univ.)

[10a-N106-5]

Effect of polymer encapsulation on the learning performance of ionic liquid reservoir

○(M1)Rima Yamamoto¹, Yumeng Zheng¹, Keisuke Yano², Hisayuki Isida², Akira Hamada², Satoshi Murakami², Kentaro Kinoshita¹ (1.Tokyo Univ. Sci., 2.Daiichi Kogyo Seiyaku Co., Ltd.)

[10a-N106-6]

[Invited Talk] Introduction of Raads (Rapidus AI-Assisted Design Solution) - targeting short design period

○Koki Tsurusaki¹ (1.Rapidus Corporation)

[10a-N106-7]

Fabrication of wavelength-dependent bipolar dye-sensitized artificial optoelectronic synapse and their application in physical reservoir computing.

○(D)Hiroaki Komatsu¹, Norika Hosoda¹, Takashi Ikuno¹ (1.Tokyo Univ. Science.)

[10a-N106-8]

Physical reservoir computing using pattern formation by electrohydrodynamic convection of liquid crystals.

○Ryosuke Nakajima¹, Seiya Watanabe¹, Hiroyuki S. Kato¹, Megumi Akai-Kasaya¹ (1.Osaka Univ.)

[10a-N106-9]

In-sensor reservoir computing with conductive gel

○(M1)Akane Hatanaka¹, Seiya Watanabe¹, Toshiyuki Tanaka², Hiroyuki S.Kato¹, Megumi Akai-Kasaya¹ (1.Osaka Univ., 2.Osaka Univ.)

[10a-N106-10]

Polymer Wire Synaptic Device with Enhanced Endurance for Neuromorphic Wetware Computing

○(D)Adrian Dy Go¹, Seiya Watanabe¹, Hiroyuki S. Kato¹, Megumi Akai-Kasaya¹ (1.Osaka Univ.)

多電子系ランダムネットワークの識別タスクへの応用

Application of a Multiple-Electron Random Network to a Classification Task

渡邊 隼弥¹, 大矢 剛嗣^{1,2} 1 横国大院理工, 2 横国大 IMS

Shunya Watanabe¹, Takahide Oya^{1,2}

1 Grad. School of Eng. Sci., Yokohama Nat'l Univ., 2 IMS, Yokohama Nat'l Univ.

1. 研究背景

AI 技術の発展が目覚ましい一方で、それに伴う消費電力が課題となっている。このような背景のもと、近年、低消費電力な AI デバイスの実装方法として、脳の構造や機能をハードウェアレベルで模倣するニューロモルフィックデバイスが期待されている。

ニューロモルフィックデバイスの材料の一つとして、カーボンナノチューブ(CNT)とポリオキシメタレート(POM)というナノ材料が注目されている。これらのナノ材料で構成される CNT/POM ランダムネットワークは神経細胞のスパイクのような応答を示すことが報告されている[1]。

2. 研究内容

前回の報告[2]では、CNT/POM ランダムネットワークを想定して設計した多電子系ランダムネットワークのシミュレーション、また電流-電圧特性にヒステリシスが現れるなどの多電子系ランダムネットワークの振る舞いについて紹介した。

この多電子系ランダムネットワークのリザーバコンピューティングへの応用を目指しており、今回はその一環としてシミュレーションにて多電子系ランダムネットワークを用いたシンプルな識別タスクを試みた。

識別タスクとして、簡単な delayed XOR を用いた。ランダムに生成した 0,1 のビット列 $u(n)$ を用意した。また入力ビット列 $u(n)$ とその 1 ステップ前のビット列 $u(n-1)$ の排他的論理和 $t(n) = u(n) \oplus u(n-1)$ をターゲットとして用意した。ビット列 $u(n)$ の各ビットに対して、0 を -7V 、1 を $+7\text{V}$ に割り当て、一つのビットあたり 40000 タイムステップの間隔で台形状の電圧信号を生成した。この電圧信号を多電子系ランダムネットワークへ入力し、応答として得られる電流を観測した (Fig. 1 (a))。応答信号である電流は連続値で得られるため、ビットの間隔に合わせて 40000 タイムステップ毎に電流値の二乗を積分し、出力信号 $O(n)$ として扱った。このタスクにおける $u(n)$ 、 $t(n)$ 、及び $O(n)$ の一例を Fig. 1 (b) に示している。ここで、多電子系ランダムネットワークからの出力 $O(n)$ から $t(n)$ を判別できるかを確かめた。横軸に $t(n)$ と縦軸に多電子系ラ

ンダムネットワークからの出力信号である $O(n)$ をプロットした (Fig. 1 (c))。単純な閾値を設定することで $O(n)$ から $t(n)$ を判別できることが確認された。

この結果は、多電子系ランダムネットワークが排他的論理和の処理に求められるような非線形性を有することや、短期的な過去の入力の保持が可能であることを示しており、リザーバコンピューティングへの応用が期待される。詳細は講演にて述べる。

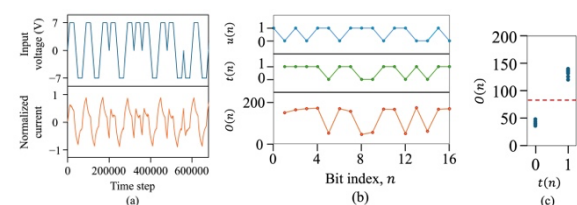


Fig. 1 (a) Input voltage (top) and normalized output current (bottom) plotted against simulation time steps. The input is a trapezoidal voltage signal corresponding to a random bit sequence, where bit values 1 and 0 are mapped to $+7\text{V}$ and -7V , respectively. The output current is normalized to the range from -1 to 1 and is dimensionless. (b) Input bit sequence $u(n)$, delayed XOR target signal $t(n) = u(n) \oplus u(n-1)$, and output signal $O(n)$ obtained from the multiple-electron random network. (c) Scatter plot of the output signal $O(n)$ versus the target value $t(n)$. A red dashed line indicates the threshold used for classification, which separates the outputs corresponding to $t(n) = 0$ and $t(n) = 1$.

【参考文献】

- [1] H. Tanaka et. al., Nature Communications, vol. 9, 2693, 2018.
- [2] 渡邊隼弥, 大矢剛嗣, 第 72 回応用物理学会 春季学術講演会, 17a-K306-4, 2025.

【謝辞】

本研究の一部は JSPS 科研費・基盤研究 (A)(JP23H00169) および挑戦的研究 (萌芽)(JP23K17814)の助成を受け実施された。また JST 国家戦略分野の若手研究者及び博士後期課程学生の育成事業 (博士後期課程学生支援) JPMJBS2427 の支援を受け実施された。

Performance Enhancement of FeFET-based Reservoir Computing Using Substrate Bias

[○]Mingxia Wan, Eishin Nako, Shin-Yi Min, Mitsuru Takenaka, Shinichi Takagi, Kasidit Toprasertpong
The University of Tokyo, School of Engineering
E-mail: mxwan@mosfet.t.u-tokyo.ac.jp

1. Background: We have experimentally investigated physical reservoir computing using ferroelectric-gate FETs (FeFETs) [1,2]. To improve the performance of physical reservoirs [3], dynamics with nonlinearity and short-term memory characteristics are crucial. Previous studies have mainly focused on the effects of gate and drain input voltages [4]. In this study, we investigate how substrate bias input affects computing performance.

2. Experiment: A FeFET used in this experiment has a gate stack structure of TiN/Hf_{0.5}Zr_{0.5}O₂/SiO₂/Si and its ferroelectricity has been confirmed. As shown in Fig.1, Time series random binary data was converted into a triangular voltage waveform V_g . The waveform was defined by a center gate voltage of 0.5 V, an amplitude of 3 V, a duration of 4 μ s. Binary inputs “1” and “0” are represented by positive and negative pulses, respectively. To confirm the effects of the substrate bias, a substrate bias V_{sub} was applied in the range from 0 V to -5 V. Drain and source currents were measured at 200 points each per pulse, and the obtained current waveforms were concatenated to generate 400 virtual nodes. Output weights were trained using these virtual nodes with ridge regression. Short Term Memory (STM) [5] task and Exclusive OR (XOR) [6] task were used to evaluate the computing performance.

3. Result and Discussion: Fig. 2(a) shows the reservoir performance under different substrate biases. It was confirmed that the reservoir performance was maximized at around -2V for all tasks. Fig. 2(b) shows the accuracy of the 3-bit input in the STM task, where the rightmost bit corresponds to the present input $u(t)$, the middle and the leftmost bit correspond to past time-step input $u(t-1)$ and $u(t-2)$. The accuracy clearly improved for input patterns “010” and “110”. As shown in the current waveforms under input pattern “010” in Fig. 3(a), the polarization switching current decreased as the substrate bias became more negative. Without substrate bias, the polarization is almost fully switched by the gate pulse, which results in less variety of polarization states. In contrast, when the substrate bias V_{sub} is applied, polarization switching under negative gate pulses is partially suppressed, helping achieve intermediate polarization states. This contributes to improved nonlinearity and short-term memory characteristics, thereby enhancing reservoir performance. On the other hand, as shown in the current waveforms under input pattern “011” in Fig. 3(b), more negative substrate bias V_{sub} makes channel formation under the gate stack difficult due

to the V_{th} increase by the body effect, leading to degraded reservoir performance.

4. Conclusion: The performance of FeFET reservoirs can be optimized by a moderate negative substrate bias. This improvement in performance is attributed to the trade-off between improved memory/nonlinearity characteristics due to partial suppression of polarization switching and the difficulty of channel formation by body effect.

5. Acknowledgement:

This work was supported by JST-CREST (JPMJCR20C3) and JSPS KAKENHI (23K20951).

6. Reference: [1] K. Toprasertpong, et al., Commun. Eng. 1, 21 (2022). [2] 名幸他、春季応用物理学会 16p-K306-9 (2025) [3] G. Tanaka, et al., Neural Networks 115, 100-123. (2019). [4] S.-Y. Min et al, Jpn. J. Appl. Phys. 63, 03SP19 (2024). [5] K. Fujii, et al., Phys. Rev. Applied 8, 024030 (2017). [6] R. Nakane, et al., Phys. Rev. Res. 3, 033243 (2021).

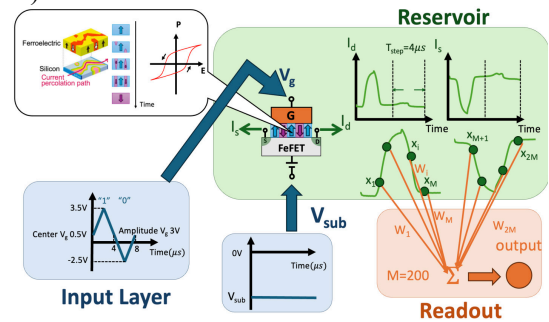


Fig.1 Operating schematic of FeFET reservoir computing with substrate bias.

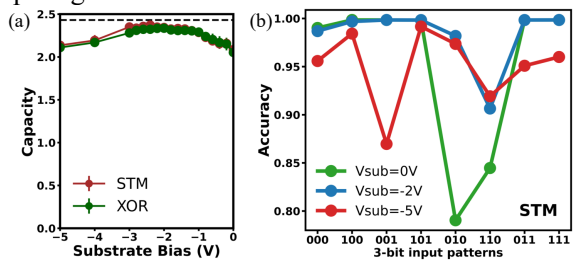


Fig.2 (a) Computing performance as a function of substrate bias. (b) Accuracy of STM task for given 3-bit history.

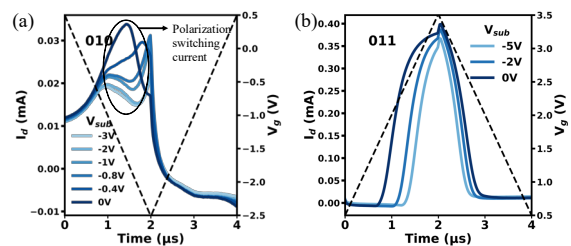


Fig.3 V_{sub} -dependent current waveforms of (a) input pattern “010” and (b) input pattern “011”.

イオンゲル/電極界面への金属カチオンのアクセス性制御による イオンゲル物理リザーバーの情報処理性能向上

Improvement in information processing capability of ionogel-based physical reservoir device through control of metal-cation accessibility to ionogel/electrode interface

産総研¹, [○]島 久¹, 日下靖之¹, 加納伸也¹, 高武正義¹

AIST¹, [○]Hisashi Shima¹, Yasuyuki Kusaka¹, Shinya Kano¹, Masayoshi Koutake¹

E-mail: shima-hisashi@aist.go.jp

【背景】物理リザーバー計算(PRC)はエッジ領域で省電力 AI 情報処理を実現するための有力な候補技術であり、その中核を担う物理リザーバー素子(PRD)の研究が様々な物理系・材料を対象として実施されている。イオン液体(IL)/電極界面における電気化学反応を利用した PRD もその一つであり、IL に添加した金属カチオンによるファラデー電流(FC)を含むデータセットは PRD の性能を向上させる[1]。IL をシリカ微粒子(SiO₂-NP)と混合してイオンゲル(IG)インクとし、印刷エレクトロニクス技術で IG をパターンニングした PRD (IG-PRD)は液体材料である IL を半導体微細加工プロセスへ導入する障壁を低減させ、デバイス構造の設計自由度も向上する。一方、ゲル化によって素子からの出力電流に含まれる FC 量が低減するという課題が生じる。電気化学反応中に界面にアクセスする金属カチオン量が増加すれば FC 量の低減を抑制できると考えられるが、電気二重層を構成する IL のカチオンと金属カチオンとのクーロン反発の抑制が必要である。本研究では金属カチオンへの中性分子の配位に着目し、界面への金属カチオンのアクセス性の制御を通じた IG-PRD の性能向上を検討した。

【実験方法】IG インクとして、[C₄mim][Tf₂N]インク(以降、C4 と記載)、[C₄mim][Tf₂N]とグリセリンカーボネート(GC)を混合(1:2)したインク(C4+GC)を調整した。いずれも Cu カチオンを添加している。C4 の Cu カチオン濃度(C_{Cu})は 0.4 M (飽和濃度)、C4+GC の C_{Cu} は 0.4 M および 1.0 M である。C4 (Cu 0.4M)、C4+GC (Cu 0.4 M)、C4+GC (Cu 1.0 M) のインクをそれぞれ IG1、IG2、IG3 とする。半導体微細加工プロセスと反転オフセット印刷[2]で上部電極(TE)/IG/下部電極(BE)構造のクロスバー(CB)型 IG-PRD を作製した (Fig. 1)。TE、BE の材料は Au であり、線幅は 50 μ m である。IG 膜厚は約 300 nm である。電気特性評価と機械学習用データセット計測には Keysight B1500 を用いた(室温・大気中)。IG-PRD の機械学習(ML)性能は STM タスクの記憶容量(MC)で定量化した。入力信号は疑似ランダム信号であり、0 と 1 をそれぞれ負および正の三角波電圧パルスで表現した。出力電流のデータセットをもとに、リッジ回帰で ML モデルを作成した。重みは正規方程式の解析解として決定した。データセット数は 400、トレーニングとテストデータの割合は 8:2 とした。また、データは仮想ノード(VN)法で高次元化した。

【結果・考察】Fig. 2(a)の入力 1 に対する出力電流波形(パルス波高 1.2V、パルス幅 100 ms)の一例を Fig. 2(b)に示す。縦軸は規格化した電流値、横軸はデータ番号(VN 番号)である。ここで、全データ(All)のうち VN 番号 1~25 のデータを“前半(1st half)”、VN 番号 26~50 番のデータを“後半(2nd half)”とする。Fig. 2(b)の矢印が示す FC は前半に多く含まれ、そのピークは IG3 で最も明瞭に観測される。Fig. 3 は STM タスクの MC と IG インク材料の関係である。MC は ML に用いるデータセットが All の場合、1st half の場合、および 2nd half の場合の 3 条件で評価した。まず All に着目すると、MC は C_{Cu} が高い IG3 で最大であるが、C_{Cu} が同等の IG1 と IG2 では IG1 < IG2 である。また、1st half の MC は 2nd half よりも大きく、All と同様の IG 材料依存性を呈する。よって、MC の IG 材料依存性は FC を多く含む 1st half のデータセットに由来し、IG2 では Cu カチオンに GC が配位して[3]界面へのアクセス性が向上し、IG1 よりも FC が増加して MC が向上したと推察される。また、C_{Cu} が高い IG3 では IG/電極界面にアクセスできる Cu カチオン量が IG2 よりも多く、FC 量がさらに増加して MC が向上したと考えられる。本研究を通じて、IG-PRD のインク材料最適化に向けた指針が得られた。

【謝辞】本研究の一部は、村田学術振興・教育財団からの助成を受けて実施した。

【参考文献】[1] T. Matsuo *et al.*, ACS Appl. Mater. Interfaces (2022). [2] Y. Kusaka *et al.*, Flexible and Printed Electronics (2022). [3] J. H. Huang *et al.*, Electrochimica Acta (2022).

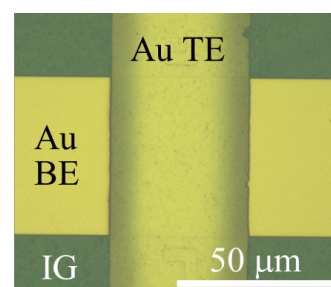


Fig. 1 Optical microscope image of CB-type IG-PRD. TE and BE material is Au.

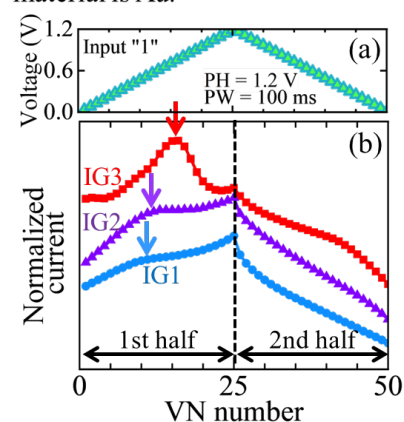


Fig. 2 (a) Input and (b) output signal of IG-PRD as a function of VN number.

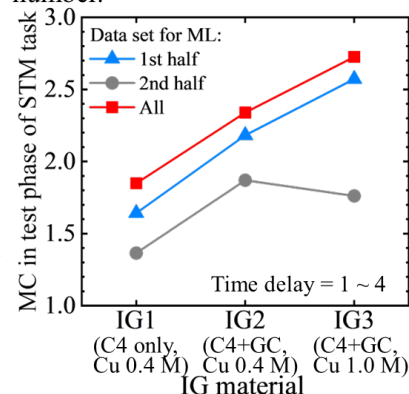


Fig. 3 IG material dependence of MC values in IG-PRD evaluated using different dataset.

銅イオン添加イオン液体リザーバーにおける光照射ウォームアップ効果

Photo-Induced Warm-Up Effect in Copper-Ion-Doped Ionic Liquid Reservoirs

東理大先進工¹, 産総研², 鳥取大工³, 神戸大理⁴°山上雅仁^{1,2}, 島 久², 野上敏材³, 持田智行⁴, 内藤泰久², 秋永広幸², 鄭 雨萌¹, 木下健太郎¹Tokyo Univ. of Sci.¹, AIST², Tottori Univ.³, Kobe Univ.⁴°M. Yamanoue^{1,2}, H. Shima², T. Nokami³, T. Mochida⁴, Y. Naitoh²,H. Akinaga², Y. Zheng¹ and K. Kinoshita¹

E-mail: 8425538@ed.tus.ac.jp

[序論] 我々はイオン液体 (IL)/電極界面で生じる電気化学反応を利用した物理リザーバードバイス (IL-PRD)の研究を進めてきた。これまでに, Cu-IL/電極界面上での酸化還元反応に伴うファラデー電流ピークが物理リザーバーの情報処理性能を高めることを明らかにし, その制御手法としてイミダゾリウム系 IL の官能基置換が有効であることを示した^[1]。本研究では, 反応過程で界面に形成されうる Cu 化合物 (Cu₂O や Cu_xS)の光電気化学応答^[2]による反応活性化を狙い, 機械学習(ML)性能に対する光照射効果を調べた。その結果, 光照射下でのウォームアップ (前処理) により未照射に比べ高い ML 性能が実現した。

[実験方法] 光照射が電気化学反応に及ぼす影響を 3 電極(3E)マイクロ電気化学セル (Fig. 1(a))で, ML 性能に及ぼす影響を 2 電極(2E)マイクロ電気化学セル(Fig. 1(b))でそれぞれ評価した。3E 測定は, 光照射あり/なし(以降, 明/暗条件と記載)で行い, 掃引速度は 1 V/s に固定した。ML 性能に対する光照射の影響を評価する際には, 前処理として明/暗条件下で正負の三角パルス電圧を交互に 600 cycle 印加した後にベンチマークタスク(STMタスク, NARMA2タスク)を実施した。前処理の電圧掃引速度は 500 mV/s とした。タスク実行時には, 正負の三角波パルス電圧をそれぞれ“1”と“0”と定義し, ランダムなバイナリ時系列信号をリザーバーに入力した。ここで, 電圧振幅を 3 V, 掃引速度を 500 mV/s とした。ML 性能評価用の出力データの計測は全て暗条件で実施した。出力データは仮想ノード法で高次元化した。リザーバーに用いた IL は 0.4 M の Cu(Tf2N)2 を添加した[C3CNmim][Tf2N]であり, 光源には 1860 cd の白色 LED を用いた。

[結果及び考察] Figs. 2(a)および 2(b)は明/暗条件それぞれの 3E 測定の結果である。電流ピークの形状や電圧値をもとに先行研究^[1]に基づいて反応の種類を解析し, 酸化 O1 および還元 R2 は Cu の 0 価⇌1 価の酸化還元反応, 酸化 O2 および還元 R1 は 1 価⇌2 価の酸化還元反応と特定した(Figs. 2 の矢印)。なお, Figs. 2(a)および 2(b)の測定はそれぞれ 0 価⇌1 価の反応のみ, および 1 価⇌2 価の反応のみが生じる電圧範囲で行っている。Figs. 2 が示すように, 光照射によって 0 価⇌1 価, 1 価⇌2 価の電流ピークはどちらも増大するが, その増大は特に前者において著しい。Fig. 3(a)および 3(b)は明/暗条件それぞれのウォームアップを施したリザーバーに対し, ランダム信号を印加して計測した出力電流波形である。2 タイムステップ前までの信号入力順(クラス)に基づいて電流波形を色分けしている。前処理が暗条件の場合は電流波形にピークは無く単調な波形であるが(Fig. 3(b)), 明条件の場合は 1 V 付近に明瞭な電流ピークが観測される(Fig. 3(a))。これらのデータをもとに STM タスクを実行した結果, 前処理が暗条件のデータでは MC = 2.45, 明条件のデータでは MC = 2.95 であった。また, NARMA2 タスクの誤差は前処理が暗条件の場合は NMSE = 0.018, 明条件の場合は NMSE = 0.016 となり, 明条件で前処理したリザーバーの ML 性能がより高いことが分かった。これらの結果は, 前処理中の光照射により電流波形中に現れた 1 V 付近のピークが ML 性能の向上に寄与していることを示す。この電流ピークの出現は, 前処理の電気化学反応の過程で Cu-IL/電極界面に形成される Cu 化合物(Cu₂O や Cu_xS)が, 明条件の下ではその光電気化学応答によって反応を活性化させ, 電極表面に Cu の酸化還元反応を促す生成物が生じたことによるものと示唆される。今後, 光照射前後で組成分析を行い, 本仮説を検証する。

[参考文献] [1] Y. Kubo *et al.*, Jpn. J. Appl. Phys. (2025). [2] Z. Li and Z. Zhang, Nano Research (2018).

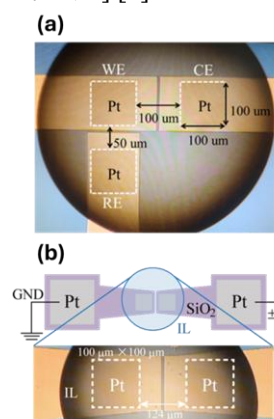


Fig. 1 Micro electrochemical cell with (a) 3E and (b) 2E device structure.

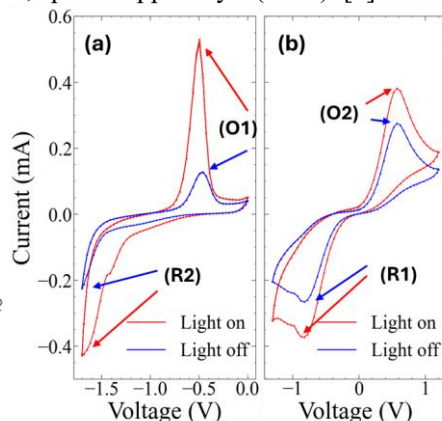


Fig. 2 Light illumination effect on 3E measurement: (a) Cu(0)⇌Cu(I) and (b) Cu(I)⇌Cu(II).

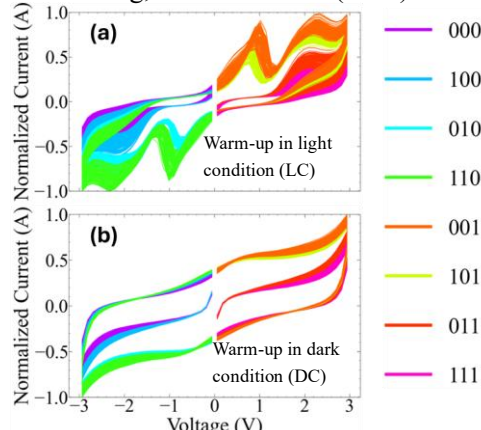


Fig. 3 Color-coded current waveforms measured by applying random binary data stream after warm-up in (a) LC and (b) DC.

イオン液体リザーバーの学習性能における高分子封入効果

Effect of polymer encapsulation on the learning performance of ionic liquid reservoir

東理大先進工¹, 第一工業製薬(株)² ◯(M1)山本 里茉¹, 鄭 雨萌¹,

矢野 敬将², 石田 久征², 浜田 昂², 村上 賢志², 木下 健太郎¹

Tokyo Univ. of Sci.¹, Daiichi Kogyo Seiyaku Co., Ltd.², °Rima Yamamoto¹, Yumeng Zheng¹,

Keisuke Yano², Hisayuki Isida², Akira Hamada², Satoshi Murakami², Kentaro Kinoshita¹

E-mail: 8425539@ed.tus.ac.jp

【序論】我々はこれまで、イオン液体(IL)の高いデザイン性を生かし、生活環境で発生する信号の多くが対象となる 10 μ s-1 ms のスローな信号を広くカバーする物理リザーバーとして、高い適性を持つことを示した^[1]。一方で、IL の流動性は、安定な構造形成を困難にするため、デバイス作製上の課題となっている。本研究では、IL のポリマ封入がリザーバー応答特性に及ぼす影響を評価し、流動性の抑制と学習性能の向上・制御性の関係について議論した。

【実験方法】IL として[C₂mim][Tf₂N] (C2)と[C₈mim][Tf₂N] (C8)を用いた。カチオンのアルキル側鎖長および粘性率は C2<C8 である。IL をポリマと混合し、Au 電極アレイをパターンニングしたエポキシ樹脂基板上に滴下し、光架橋を行うことでデバイスを作製した(以下 poly-C2, poly-C8 と表記)。インピーダンス分光法を適用し、コンダクタンス G の角振動数 ω 依存性を評価した。また、正、負三角電圧パルスで“1”、“0”とそれぞれ定義し、ランダム値データとして入力した。出力電流を用いて短期記憶特性(STM)タスクを実行し、記憶容量(MC)のパルス幅(PW)依存性を評価した。

【結果及び考察】Fig. 1 挿入図に poly-C2 の写真を示す。ポリマへの封入により、可視光に対して透明な固体が得られた。Fig. 1 に poly-C2, poly-C8, 単体 IL の C2, C8 の G/ω ($\propto$ 誘電率虚部 ϵ'')の周波数依存性を示す。 ϵ'' のピーク位置より見積もられる緩和時定数 τ は粘性の低下により短くなる。また、側鎖の短い C2 はポリマへの閉じ込めの影響を強く受け、 τ が 1桁長くなったが、側鎖の長い C8 ではポリマの影響が弱く τ はわずかに長くなった。Fig. 2 に MC の PW 依存性を示す。IL の MC は緩和時定数近傍で最大となった。また、ポリマへの封入により C2 の短 PW における MC は低下したが、中-長 PW での MC が広く向上することも示された。本結果より、IL のポリマ封入は、流動性を抑えるだけでなく、IL-ポリマ間の相互作用をデバイス設計に取り入れることで、IL リザーバーの性能向上に寄与しうることが示された。

[1] 山本他, 第 72 回応用物理学会春季学術講演会, 14p-P06-15.

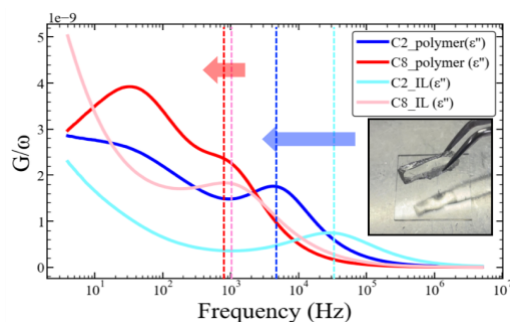


Fig. 1 Frequency dependence of imaginary part of permittivity.

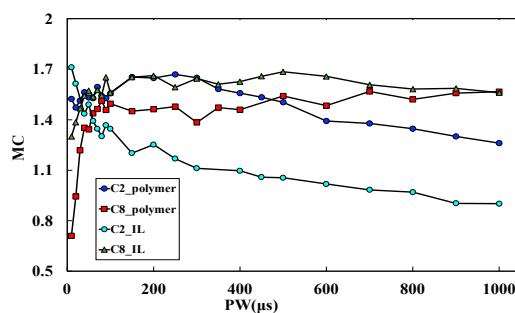


Fig. 2 dependence of MC on pulse width for STM tasks

FS Focused Session "AI Electronics" | Oral presentation : FS.1 Focused Session "AI Electronics"

[10a-N106-1~10] FS.1 Focused Session "AI Electronics"

[10a-N106-6] [Invited Talk] Introduction of Raads (Rapidus AI-Assisted Design Solution) - targeting short design period

○Koki Tsurusaki¹ (1.Rapidus Corporation)

Keywords : Short turn around time、 ML/AI (Machine Learning and Artificial intelligence)、 LSI design environment

Introducing Raads (Rapidus AI-Assisted Design Solution), our cutting-edge, short-turnaround-time (TAT) design environment. Raads harnesses the power of Machine Learning and Artificial Intelligence (ML/AI) to significantly enhance design productivity and accelerate design convergence. It also provides an environment that supports design processes further upstream than traditional RTL-GDS flows. This allows for a "shift left" in incorporating physical information, ultimately leading to remarkably shorter TATs.

波長依存型双極性色素増感人工シナプス素子の創製と 物理リザーバー応用

**Fabrication of wavelength-dependent bipolar dye-sensitized artificial
optoelectronic synapse and their application in physical reservoir computing.**

東理大先進工 ○小松 裕明, 細田 乃梨花, 生野 孝

Tokyo Univ. of Science, °Hiroaki Komatsu, Norika Hosoda, Takashi Ikuno

E-mail: tikuno@rs.tus.ac.jp

従来のシリコンベースのマシンビジョンシステムは、データ処理や保存のために膨大な計算資源とエネルギーを必要とすることから、生体診断やセキュリティカメラといったエッジ用途には適さない。そこで、省電力で動作する効率的なビジョンシステムを目指して、人間の知覚システムに着想を得た光電子人工シナプスが注目されている。我々はこれまでに、色素増感太陽電池(DSC)が自身の発電した電力のみでシナプ斯的応答を示し、動作認識や時系列データ処理を実行できることを示した¹。しかし、従来の素子では波長の識別ができず、カラービジョンシステムとしての応用には課題があった。波長識別が可能となれば、視覚情報の多様化に加え、血中酸素濃度(SpO₂)²や心拍数³などの生体信号計測への応用も期待される。

本研究では、自己発電型の人工光電子シナプス素子に波長識別能力を付与することを目的として、異なる二種類の色素(SQ2 および D131)で増感されたDSCを逆方向に接続した新規構造のデバイスを作製し、単色光照射に対する電気的特性とシナプス特性を評価した⁴。

FTO ガラス上に TiO₂ 多孔質膜を作製し、それぞれ二種類の色素(SQ2, D131)を吸着させ光極とした。2つの光極はヨウ素系電解液を介して共通の Pt 板に接続されている。図 1(a)に本素子のバンド図を示す。作製したデバイスに単色光($\lambda = 460 - 620$ nm)パルス照射し、開放電圧の過渡応答を測定した。出力電圧の符号は入力波長によって反転し、 $\lambda = 510 - 570$ nm 付近では 10 nm オーダで応答が変化した(図 1b)。青色光($\lambda = 460 - 500$ nm)照射で正電圧、赤色光($\lambda = 570 - 620$ nm)照射で負電圧が観測され、照射停止後にはゼロ電圧に復帰する応答がみられた。これは、赤色を吸収する SQ2-DSC が逆方向、青色を吸収する D131-DSC が正方向に接続されているため、発生した電圧の差分が出力として観測されたと考えられる。この結果は、本デバイスが赤、青、緑の各色を識別できる可能性を示唆するものである。当日は、本デバイスの波長依存型双極性応答の動作メカニズムに加え、波長入力に対するシナプス応答、本素子を物理リザーバーとして動作させた際の分類タスク、動作認識タスクの結果について報告する。

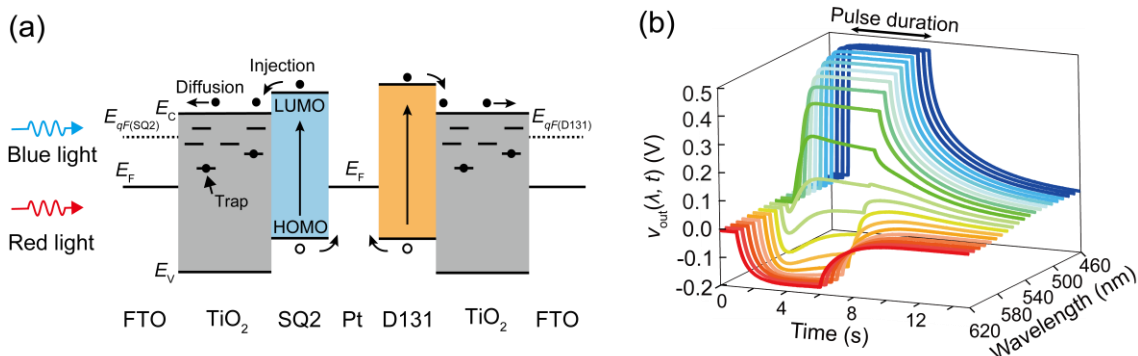


Fig.1 (a) Band diagram of the bipolar dye-sensitized optoelectronic artificial synapse. (b) Open circuit voltage dynamics under light pulse with various light wavelengths.

【謝辞】本研究は JST 科学技術イノベーション創出に向けた大学フェローシップ創設事業 JPMJFS2144, JST 次世代研究者挑戦的研究プログラム JPMJSP2151, JSPS 科研費 JP25KJ2114, 東京理科大学トップ研究者育成支援費, 村田学術振興・教育財団研究助成の支援を受けたものです。[1] H. Komatsu et al. ACS Appl. Mater. Interfaces 17, 3, 5056–5065(2024). [2] Y. Zhang et al. Sensors 19, 673(2019). [3] C. Shen et al. Sensors 22, 328(2022). [4] H. Komatsu et al. Sci Rep 15, 16488 (2025).

液晶の電気対流によるパターン形成を用いた 物理リザーバーコンピューティング

Physical reservoir computing using pattern formation
by electrohydrodynamic convection of liquid crystals.

阪大院理¹, °中島 涼介¹, 渡部 誠也¹, 加藤 浩之¹, 赤井 恵¹,

Osaka Univ.¹, °Ryosuke Nakajima¹, Seiya Watanabe¹, Hiroyuki S. Kato¹, Megumi Akai-Kasaya¹

E-mail: nakajimar22@chem.sci.osaka-u.ac.jp

はじめに：ネマチック液晶を封入した液晶セルに電圧を印加すると、液晶の電気力学的不安定性によって対流が生じ、配向変化による特徴的なパターンが観察される[1]。このパターンは、印加する電圧の大きさや周波数を変化させることで他の様々なパターンへと転移する。加えて、液晶の配向状態は偏光顕微鏡などによって比較的容易に観察できるため、液晶を用いた非線形・非平衡系に関する研究がこれまで数多く行われてきた。本研究では、このネマチック液晶の電圧印加によるパターン形成に着目し、物理リザーバーコンピューティングに利用した。

実験：ITO 電極が蒸着されたガラス基板の間に、スペーサーとして厚みが 12.5 μm の絶縁性ポリイミドフィルムを挟むことで、電極間にギャップをもつサンドイッチ状のセルを作成した(Fig. 1)。試料は、負の誘電異方性を示すネマチック液晶の MBBA(*N*-(4-Methoxybenzylidene)-4-butylaniline) に 0.01 wt% の TBAB(Tetrabutylammonium Bromide)を添加したものをうい、これをセル中に封入した。この液晶セルに直流電圧を印加すると、電圧の大きさに応じたパターンが形成される(Fig. 2)。物理リザーバーの測定として、液晶セルにランダムな大きさの直流電圧を印加した際のパターンの形成と変化の様子を偏光観察法により撮影した。入力毎に撮影された画像を空間的に分割し、領域ごとに画像の明度を計算し、この値をリザーバーのノードとして用いた。ベンチマークタスクには NARMA2 を採用し、リッジ回帰による学習後の予測精度を求めた。

結果と考察：ランダム入力を与えた液晶の応答を用いて、NARMA2 方程式を学習させた後のリザーバー出力を Fig. 3 に示す。この正規化平均二乗誤差(NMSE)は 0.168 であり、非線形な時系列予測が可能であることが示された。液晶のパターン形成は、印加電圧に依存した応答を示すことに加えて、時空間的な緩和現象を示すため、物理リザーバーに必要な複雑で多様な応答が得られると考えられる。他の解析や詳細については当日報告する。

参考文献：[1] R. Williams, *J. Chem. Phys.* **39**, 384-388 (1963)

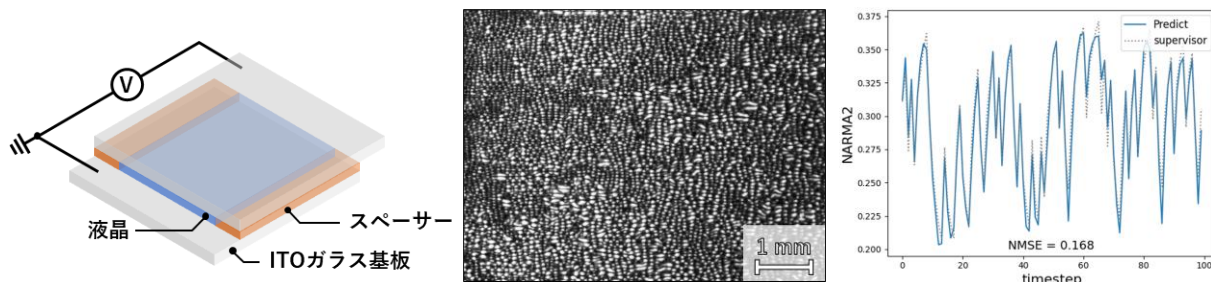


Fig. 1 Schematic of liquid crystal cell Fig. 2 Pattern of liquid crystal (3V) Fig. 3 Result of NARMA2 task

導電性ゲルを用いたインセンサーリザーバーコンピューティング

In-sensor reservoir computing with conductive gel

阪大院理¹ 阪大理² ○(M1) 畠中 茜¹, 渡部 誠也¹, (B) 田中 稔佑紀², 加藤 浩之¹, 赤井 恵¹

Osaka Univ.^{1,2}, ○Akane Hatanaka¹, Seiya Watanabe¹, Toshiyuki Tanaka²,

Hiroiyuki S. Kato¹, Megumi Akai-Kasaya¹

E-mail: hatanakaa24@chem.sci.osaka-u.ac.jp

リザーバーコンピューティング(RC)はリカレントニューラルネットワークの一形態であり、中間層の学習が不要で計算コストが低いという特長がある。近年、センサーとリザーバー素子を統合し、センサー信号を直接アナログ領域で処理する手法が提案されている。このようなアーキテクチャはインセンサーRCと呼ばれ、デバイスの小型・簡素化が可能なことから、エッジ環境での応用が期待できる。インセンサーRCでは、様々な信号（光、ひずみなど）を入力とするため、目的の信号に感応し、かつ、出力応答の非線形性や短期記憶特性などのRCに必要な性能を有する材料が探索されている。

PEDOT:PSS 導電性ゲルは、変形時の導電性変化が報告されており[1]、一定電圧印加時に入力変位を入れると、変形による出力電流変化が得られる。また、ゲルの粘弾性に由来する変形の緩和挙動は短期記憶特性に寄与すると予想されることから、RCに必要な性能を有すると考えられる。加えて、PEDOT:PSS ゲルは3Dプリンティングにより複雑な3次元構造体を作製することが可能であり[2]、構造制御により剛性・応答電流を調整することで、リザーバー性能向上も期待できる。以上を背景として、本研究では、PEDOT:PSS ゲルを用いたひずみインセンサーRCの開発を試みた。

測定に用いた装置の概略図を Fig.1 に示す。作製したゲル試料を PTFE 製の平板で挟み、上

部平板を上下動させて入力変位を加えた。ゲルには一定電圧を印加し、流れる電流値を測定した。さらに、下部平板に取り付けたロードセルにより、荷重の変化も同時に計測した。検出電流と入力変位による荷重の関係 (Fig.2) から、非線形な応答が確認された。本発表では、短期記憶特性などリザーバーに必要な性能を評価するとともに、インセンサーRC 応用における PEDOT:PSS ゲルの有用性について調査し報告する。

参考文献:

- [1] Wang et al., *Sci. Adv.*, **3**, e1602076(2017).
- [2] X. Y. Cheng et al., *Chemical Engineering Journal*, **470**, 144058 (2023).

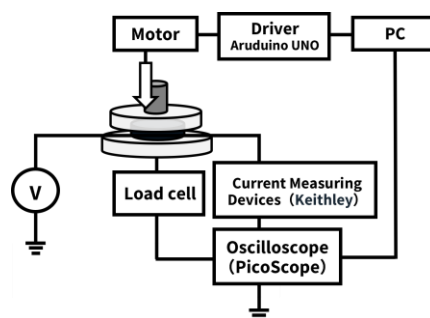


Fig.1 Schematic of measurement system

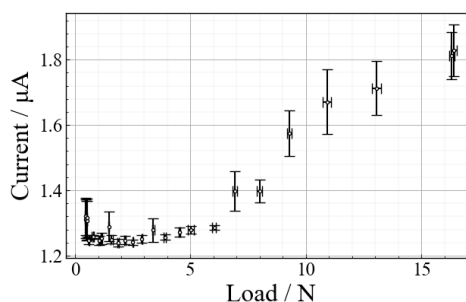


Fig.2 Relationship between applied load and detected current of PEDOT:PSS gel (N=4)

Polymer Wire Synaptic Device with Enhanced Endurance for Neuromorphic Wetware Computing

Department of Chemistry, Graduate School of Science, Osaka University¹, [○]Adrian D. Go¹, Seiya Watanabe¹, Hiroyuki S. Kato¹, Megumi Akai-Kasaya¹

E-mail: adriang24@chem.sci.osaka-u.ac.jp

The recent surge in Artificial Intelligence (AI) usage has necessitated the demand for higher-performance and energy-efficient computing architectures beyond the traditional Von Neumann architecture. Neuromorphic computing offers an alternative approach by integrating memory and processing units, thereby emulating the parallel nature of the biological brain. Organic-based synaptic devices are one of the promising platforms for neuromorphic devices due to their intrinsic flexibility, biocompatibility, and tunable properties. Nevertheless, organic materials have drawbacks, such as structural degradation and operational instability remain an obstacle. It is essential for materials to have stable cycling endurance to reliably support long-term memory processing. In this study, we report on the fabrication of a two-terminal synaptic wetware device based on hydroxymethyl PEDOT:sodium dodecyl benzene sulfonate (PEDOT-MeOH:SDBS) polymer wires (**Fig. 1a-b**). The polymer wire was grown between two Au electrodes via electropolymerization. Synaptic behavior was induced by applying repeated voltage pulses on one side of the wire which resulted in a thicker region. This structural asymmetry enabled the short-term potentiation/depression (STP/STD) characteristics (**Fig. 1c**), which were attributed to the uneven ionic doping and dedoping process

across the wire upon voltage application. Furthermore, the wire exhibited excellent endurance (>100 cycles) against repeated voltage (± 1.1 V, width = 25 ms) pulses when suspended in ethylene glycol (**Fig. 1d**). To demonstrate the applicability of the device for neuromorphic computing, we implemented the device for convolutional neural network (CNN) digit recognition. The training involved directly utilizing the physical conductance states of the polymer wires as kernels in a closed-loop system. At every epoch, backpropagation was used to obtain new target weights, which were mapped to the conductance of polymer wires via voltage tuning. The resulting training achieved an accuracy of 96% over 450 epochs for classifying 5x5 digits from 0-9. Our work highlights the feasibility of using polymer-based wetware synaptic devices for brain-inspired systems.

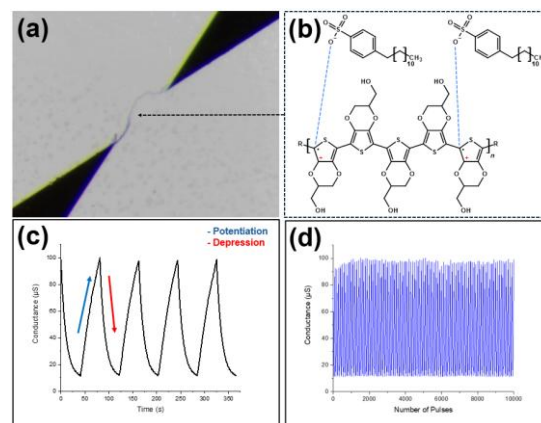


Figure 1. (a) PEDOT-MeOH:SDBS synaptic device, (b) structure of PEDOT-MeOH:SDBS polymer wire, (c) STP and STD synaptic behavior of polymer wire, (d) endurance cycling of polymer wire

FS Focused Session "AI Electronics" | Oral presentation : FS.1 Focused Session "AI Electronics"

[10p-N106-1~9] FS.1 Focused Session "AI Electronics"

[10p-N106-1]

[The 23rd Molecular Electronics and Bioelectronics Division Encouragement Award Speech]
Physical Reservoir Computing with cultured modular neuronal network

○Takuma Sumi¹, Hideaki Yamamoto^{1,2}, Yuichi Katori³, Koki Ito², Satoshi Moriya², Tomohiro Konno⁴, Shigeo Sato², Ayumi Hirano-Iwata^{1,2} (1.AIMR Tohoku Univ., 2.RIEC Tohoku Univ., 3.Future Univ. Hakodate, 4.GSPS Tohoku Univ.)

[10p-N106-2]

Current Information Analysis Using Piezoelectric Resonator-Based Current Sensor Reservoir Computing

○Kei Nishimura¹, Norifumi Fujimura¹, Takeshi Yoshimura¹ (1.Osaka Metro. Univ.)

[10p-N106-3]

Effect of Mechanical properties on reservoir performance in a piezo oscillator acoustic sensor

○(M2)Meika Takagi¹, Sengsavang Aphayvong¹, Yohane Fujibayashi¹, Kira Fujihara¹, Shuichi Murakami², Hidemasa Yamane², Norifumi Fujimura¹, Takeshi Yoshimura¹ (1.Osaka Metro. Univ., 2.ORIST.)

[10p-N106-4]

1M1C Reservoir Circuit Based on Pt/Nb:SrTiO₃ Memristor with Regulatable Time Scale

○(M2)Ryosuke Murai¹, Yumeng Zheng¹, Kentaro Kinoshita¹ (1.Tokyo Univ. of Sci.)

[10p-N106-5]

Study on Artificial Force Sensing for Myoelectric Prosthetic Hand Based on Power Consumption of Servo Motor Drive System

○Yui Iida¹, Seiya Kasai¹ (1.RCIQE and IST, Hokkaido Univ)

[10p-N106-6]

Study on Artificial Kinesthetic Sensory for Ground Condition Perception and Gait Switching in An Amoeba-inspired Four-legged Autonomous Walking Robot

○(M1)Hyoto Yamaguchi^{1,2}, Seiya Kasai^{1,2} (1.RCIQE, Hokkaido Univ., 2.IST, Hokkaido Univ.)

[10p-N106-7]

High-speed optical tactile sensing based on hyperdimensional computing

○(M2)Jiseon Hong¹, Kei Kitagawa¹, Tomoaki Niiyama¹, Hiroyuki Kuwabara², Hayato Ishida², Jun Hiramitsu², Mitsuhiro Mase², Satoshi Sunada¹ (1.Kanazawa Univ., 2.Hamamatsu Photonics)

[10p-N106-8]

Gradient-based optimization of spin-torque oscillator

○(P)Yusuke Imai¹, Shuhong Liu¹, Nozomi Akashi², Kohei Nakajima¹ (1.Univ. of Tokyo, 2.Kyoto Univ.)

[10p-N106-9]

Reservoir computing with 6502 CPU

○Tomoyuki Kubota¹, Shun Ota¹, Qingyao Huang¹, Yongbo Zhang¹, Kohei Nakajima¹ (1.The University of Tokyo)

モジュール構造型培養神経回路を用いたリザーバーコンピューティング

Physical Reservoir Computing with cultured modular neuronal network

東北大 AIMR¹, 東北大通研², はこだて未来大³, 東北大薬⁴

○住拓磨¹, 山本英明^{1,2}, 香取勇一³, 伊藤亘輝², 守谷哲², 金野智浩⁴, 佐藤茂雄², 平野愛弓^{1,2}

AIMR Tohoku Univ.¹, RIEC Tohoku Univ.², Future Univ. Hakodate³, GSPS Tohoku Univ.⁴

○Takuma Sumi¹, Hideaki Yamamoto², Yuichi Katori³, Koki Ito², Satoshi Moriya²,

Tomohiro Konno⁴, Shigeo Sato², Ayumi Hirano-Iwata^{1,2}

E-mail: takuma.sumi.c8@tohoku.ac.jp

神経細胞ネットワークが生み出す複雑なダイナミクスは、脳における情報処理の資源である^[1-3]。機械学習の分野では、複雑なダイナミクスを情報処理に結び付ける手法として、リザーバーコンピューティングが発展してきた^[4-6]。本研究では、ラット大脳皮質培養神経回路のダイナミクスをリザーバーとして利用し、計算モデルの構築と実験的評価を行った^[7]。特に、脳の配線構造を模倣したモジュール構造を培養神経回路に導入することで、入力情報の分類にモジュール性が寄与することを示した。さらに、音声信号を用いた課題では、女性話者のみを学習データに使用したにもかかわらず、男性話者の音声を識別できる汎化性能が明らかとなった。この汎化性能は、培養神経回路を介さず直接出力層を学習させた際には観察されなかったことから、生物の神経回路が情報の汎化に寄与する可能性が示唆される。発表では、これらの成果を基に著者らが現在取り組んでいる最新研究についても併せて報告する^[8]。

[1] D. V. Buonomano, W. Maass, State-dependent computations: Spatiotemporal processing in cortical networks. *Nat. Rev. Neurosci.* **10**, 113–125 (2009).

[2] S. Vyas, M. D. Golub, D. Sussillo, K. V. Shenoy, Computation through neural population dynamics. *Annu. Rev. Neurosci.* **43**, 249–275 (2020).

[3] M. M. Churchland et al., Neural population dynamics during reaching. *Nature* **487**, 51–56 (2012).

[4] H. Jaeger, The “Echo State” Approach to Analysing and Training Recurrent Neural Networks (German National Research Center for Information Technology, 2001).

[5] W. Maass, T. Natschläger, H. Markram, Real-time computing without stable states: A new framework for neural computation based on perturbations. *Neural Comput.* **14**, 2531–2560 (2002).

[6] Y. Sato, H. Yamamoto, Y. Ishikawa, T. Sumi, Y. Sono, S. Sato, Y. Katori, A. Hirano-Iwata, In silico modeling of reservoir-based predictive coding in biological neuronal networks on microelectrode arrays. *Jpn. J. Appl. Phys.* **63**, 108001 (2024).

[7] T. Sumi, H. Yamamoto, Y. Katori, K. Ito, S. Moriya, T. Konno, S. Sato, A. Hirano-Iwata, Biological neurons act as generalization filters in reservoir computing. *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.* **120**, e2217008120 (2023).

[8] T. Sumi, A. M. Houben, H. Yamamoto, H. Kato, Y. Katori, J. Soriano, A. Hirano-Iwata, Modular architecture confers robustness to damage and facilitates recovery in spiking neural networks modeling in vitro neurons. *Front. Neurosci.* **19**, 1570783 (2025).

【謝辞】本研究は、科研費・学術変革領域研究(B)「脳神経マルチセルラバイオコンピューティング（略称：多細胞バイオ計算）」(JP21H05163, JP21H05164), 科研費 (JP18H03325, JP19H00846, JP20H02194, JP20K20550, JP21J21766, JP22H03657, JP22K19821, JP22KK0177), JST さきがけ (JPMJPR18MB), JSTCREST (JPMJCR19K3), 東北大学電気通信研究所共同プロジェクト研究の助成の下で行われた。

圧電共振子型電流センサリザーバーによる電流情報解析

Current Information Analysis Using Piezoelectric Resonator-Based Current Sensor Reservoir Computing

阪公大工, ○西村 恵, 藤村 紀文, 吉村 武

Osaka Metro. Univ., ○K. Nishimura, N. Fujimura, T. Yoshimura

E-mail: yoshimura@omu.ac.jp

【はじめに】IoT が急速に普及している一方で、センサから得られる膨大なデータの処理のための計算負荷や電力消費の増大が課題となっている[1]。その解決策として、非線形応答を示すセンサを利用したインセンサリザーバーコンピューティング(インセンサ RC)の研究が注目を集めている[2]。我々は圧電共振型電流センサによるインセンサRCを提案しており[3]、今回は、平行電線を通る交流電流の包絡線パターンの分類を実証した。このセンサの具体的な用途として着目しているのが、モータの劣化診断である。モータの電流波形には機器の状態に関する情報が含まれており、側帯波の振幅および周波数から回転子バーの劣化を診断する手法は電流徴候解析として知られている[4]。そこで今回は、モータに流れる電流を模擬した電流波形から側帯波の振幅の予測を試みた。

【実験と結果】圧電共振型電流センサは前回と同じものであり[5]、RC ベンチマークテストでは、 $C_{STM}=2.26$, $C_{PC}=2.24$ の情報処理能力を有している。Fig. 1 に用いた電流波形(a)と、その拡大波形(b)を示す。本研究では、50Hz, 1.2A_{p-p}の基本波に加えて3次, 5次, 7次の高調波を考慮したフーリエ級数モデルを用いて電流波形を作成した。側帯波の周波数を49.5Hzおよび50.5Hzとし、基本波の振幅に対する側帯波の振幅比 α を変化させた。500個のランダムビット列(0, 1)に対して、0の場合は $\alpha=0$ 、1の場合は $\alpha=0.25$ の側帯波を含む電流波形を平行電線に入力し、得られた出力電圧に対してリッジ回帰を用いて出力結合重みを計算した。テストデータとして、 $\alpha=0\sim 0.25$ の範囲を0.025刻みでランダムに変化させた電流波形パターンを100個用意し、訓練段階で得られた重みを用いて側帯波の振幅予測を実施した。Fig. 2 に訓練データに対する予測結果と、未知の側帯波振幅に対する予測結果を示す。未知の側帯波振幅予測における決定係数 R^2 は0.958であった。講演では側帯波の周波数予測についても議論する予定である。

【謝辞】本研究は岩谷科学技術研究助成および高橋産業経済研究財団の支援により実施された。

【参考文献】

- [1] A. Kankanhalli, et al., Gov. Inf. Q. 36, 304 (2019)
- [2] G. Dion, et al., Commun. Eng. 3, 48 (2024)
- [3] K. Nishimura et al., Jpn. J. Appl. Phys. 63, 09SP23 (2024)
- [4] 劉信芳ほか, 高田技報, Vol. 33, 21 (2023)
- [5] 西村ほか, 第72回春季応物, 16a-K306-11

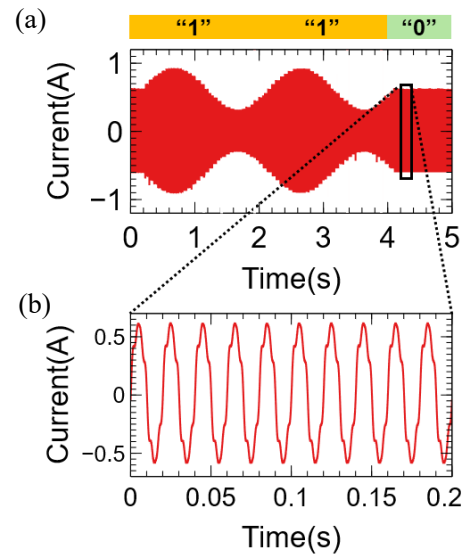


Fig. 1 (a) Current waveform,
(b) Zoomed-in waveform.

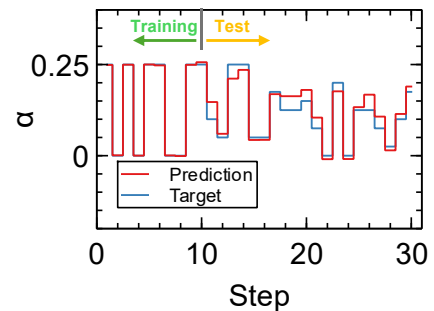


Fig. 2 Result of α prediction.

圧電振動子音響センサのリザーバー性能に対する機械的特性の影響

Effect of Mechanical properties on reservoir performance in a piezo oscillator acoustic sensor

阪公大工¹, 大阪技術研² °(M2)高城 明佳¹, Sengsavang Aphayvong¹, 藤林 世覇音¹,
藤原 輝羅¹, 村上 修一², 山根 秀勝², 藤村 紀文¹, 吉村 武¹

Osaka Metro. Univ.¹, ORIST.², °M. Takagi¹, S. Aphayvong¹, Y. Fujibayashi¹, K. Fujihara¹,
S. Murakami², H. Yamane², N. Fujimura¹, T. Yoshimura¹

E-mail: yoshimura@omu.ac.jp

【はじめに】エッジでの高度な情報処理が求められるようになり、インセンサリザーバーコンピューティングが注目を集めている[1]。音響センシングにおいては、共振周波数の異なる複数の振動子を並べたマイクアレイを用いて周波数領域での特徴抽出を行うことによって、計算機による FFT およびフィルタリングの過程を不要とし、消費電力および認識時間を大幅に改善したという報告がなされている[2]。そこで我々は微細化に適性をもつ圧電体薄膜 $\text{BiFe}_{(1-x)}\text{Mn}_x\text{O}_3$ (BFMO) を選択して、MEMS マイクアレイの作製と評価に取り組んでいる。本研究では、圧電振動子の機械的特性とリザーバー性能との関係を調べた。

【実験方法と結果】(100)SOI 基板上にエピタキシャル成長させた BFMO 薄膜を用いて、圧電 MEMS マイクアレイを作製した [3]。振動子は片持ち梁構造であり、先端の錘の重量や梁の長さによって共振周波数を調整している(Fig.1)。最初にスピーカーを用いて、周波数を掃引しながら音波を振動子に入力した。これにより得られた周波数特性(Fig.1)から共進周波数および半値幅を測定して、機械的品質係数 Q_m 値およびピーク感度を算出した。 Q_m は共振ピークの鋭さを表し、この値が大きいほど共進周波数での感度が高くなる一方で周波数帯域幅は減少する。一般的なコンデンサマイクの感度は約 0.01V/Pa であるのに対し、Fig.1 に示した振動子は約 0.025V/Pa と、2 倍以上の感度を示した。マイクアレイの中から Q_m 値とピーク感度がそれぞれ(a) Q_m :426 感度: 0.025V/Pa (b) Q_m :328 感度 0.004V/Pa (c) Q_m :288 感度:0.007V/Pa である 3 つの振動子を選び、NARMA-2 タスクを用いて物理リザーバー計算の性能評価を行った。規格化平均二乗誤差(NMSE)はそれぞれ(a)0.09 (b)0.04 (c)0.06 であったことから、 Q_m 値の大小と NMSE に相関は見られないことがわかった。講演ではステップサイズ等のパラメータを最適化し、圧電振動子の機械的特性がリザーバー性能に影響するかを議論する。

【謝辞】本研究は、科研費・基盤 B(25K01290) の支援を受けて行われた。

【参考文献】

- [1] N. Lin et al, APL Mach. Learn. (2024)
- [2] H. Liu et al, J. Micromech. Microeng. (2023)
- [3] 高城ほか、第 72 回春季応物、15p-K503-15

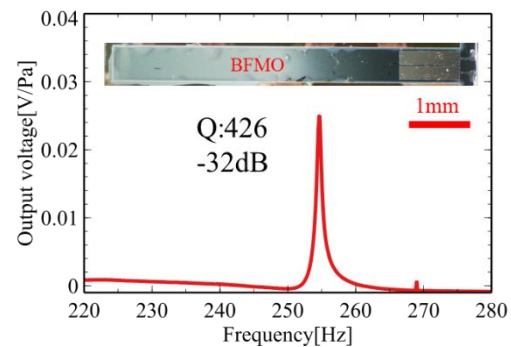


Fig.1 MEMS cantilever and resonance curve

時間スケールを任意に制御可能な

Pt/Nb:SrTiO₃ 型メモristベースの 1M1C リザーバー回路1M1C Reservoir Circuit Based on Pt/Nb:SrTiO₃ Memristor with Regulatable Time Scale東理大先進工[○](M2) 村井 良輔, 鄭 雨萌, 木下 健太郎Tokyo Univ. of Sci., [○](M2) Ryosuke Murai, Yumeng Zheng, Kentaro Kinoshita

E-mail: 8424539@ed.tus.ac.jp

【序論】高速かつ省エネルギーな時系列データ処理を可能にする技術として物理リザーバーコンピューティング (PRC) が有望である[1]. しかし, PRC において学習性能が発揮される入力信号の時間スケールは, リザーバー層に用いる物理ダイナミクスの過渡応答の時定数程度に制限されるとい課題がある[2]. 従って, 物理ダイナミクスの時定数を簡便な手法で制御可能な PRC の設計が求められる. 本研究では, 入力信号の振幅により抵抗状態を制御可能な Pt/Nb:SrTiO₃ 型メモristとコンデンサで構成される 1M1C リザーバー回路を提案し, その学習性能を評価した. この結果から, 単純かつ単一の回路を用いて, 簡便な手法で時間スケールの制御が可能であることを示した.

【実験方法】0.5wt% Nb ドープ SrTiO₃ (NSTO) 単結晶基板上に Pt 電極をスパッタし, Pt/NSTO 型メモrist素子を作製した. メモrist素子とコンデンサ ($C=0.1 \mu\text{F}$) を用いて, Fig. 1 のように 1M1C リザーバー回路を構成した. "0", "1" にそれぞれ特定の電圧が対応する 2 値のランダムなパルス列を入力し, 出力電圧に対して短期記憶特性 (STM) タスクおよびパリティチェック (PC) タ

スクを用いて Memory capacity (MC) および Parity check capacity (PC) を評価した.

【結果及び考察】メモristの初期状態を低抵抗状態 (LRS) および高抵抗状態 (HRS) に設定した場合における MC および PC のパルス幅依存性を Fig. 2 に示す. 両タスクにおいて, LRS の場合, HRS に比べてパルス幅が小さい領域で MC および PC が共に高くなった. またメモristの初期状態を HRS に設定した上で, 入力信号の振幅を 1.2, 2, 3 V とした場合における MC および PC のパルス幅依存性を Fig. 3 に示す. 両タスクにおいて, 振幅が大きいほどパルス幅が小さい領域で MC および PC が共に高くなった. いずれの手法においてもメモristの抵抗状態 R_m の可変性により系全体の時定数 $\tau=R_m C$ を調整可能であり, 単一の回路上で簡便に時間スケールを制御できることが示された. 当日は, Pt/NSTO が持つ抵抗緩和特性と学習性能の関係についても議論を行う予定である.

【参考文献】[1] G. Tanaka *et al.*, *Neural Networks* **115**, 100 (2019). [2] Y. Yamazaki, K. Kinoshita, *Appl. Phys. Express* **17**, 027001 (2024).

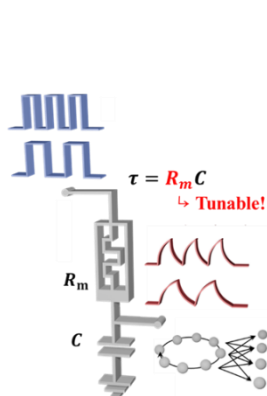


Fig.1 Structure of the 1M1C PRC system.

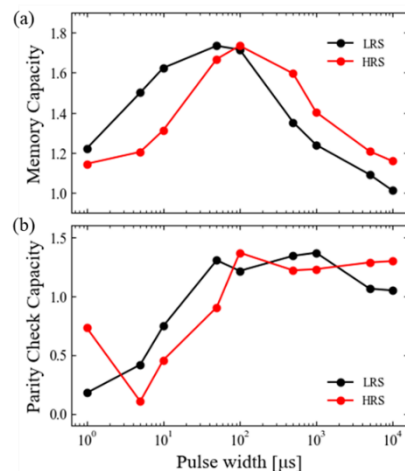


Fig.2 Pulse width dependence of (a) MC value (b) PC value when the memristor is set to LRS or

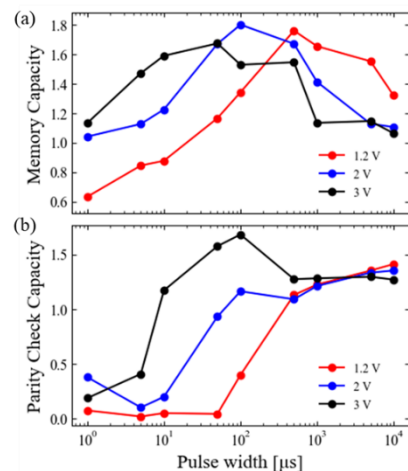


Fig.3 Pulse width dependence of (a) MC value (b) PC value when pulse amplitude is varied.

駆動系消費電力に基づく筋電義手人工力覚システムの検討

Study on Artificial Force Sensing for Myoelectric Prosthetic Hand Based on Power Consumption of Servo Motor Drive System

北大 量子集積センター・大学院情報科学 ○飯田結衣, 葛西誠也

RCIQE and IST, Hokkaido Univ., °Y. Iida, S. Kasai

E-mail: iida.yui.u6.elms.hokudai.ac.jp

はじめに：筋電義手は上肢を失った人々の生活を支援する装置として発展が望まれている。課題として体性感覚を伝達する深部感覚を再現する機構の欠如がある[1]。使用者は義手の動作や状態を把握するには視覚に頼らざるを得ず自然な操作感が得られない。近年ではセンサを利用した感覚提示が広く研究されているが、外力や時間変化がなければ検知できず、身体感覚につながらない。そこで本研究では、把持力の調節や重さの知覚に関わる力覚に着目し、駆動系消費電力計測と機械学習解析によるコンパクトな人工感覚システムの実現を目的として検討を行った。

コンセプト：人体における力覚は外力や動作に依らず力を感知できることから[2]、同様に静的な力も検出可能な方法として、トルクに比例して変化するモータの消費電力を測定し解析する。筋電義手は複数の関節を有し各々駆動用のサーボモータが備わっている。手の動き方により各サーボモータの消費電力の時系列が変化するため、機械学習を利用し義手にかかる力を推論する。筋電義手への搭載を考慮し低消費電力でリアルタイム推論に適したリザバー計算を用いた。

実験方法と結果：Fig. 1 のように 3 つのサーボモータによって動作するロボットハンドの掌部に負荷（分銅）をぶら下げ、上下 2 通りの動作を行い各サーボの消費電力時系列を取得した。外部 PC に実装したエコーステートネットワーク (ESN) 型リザバー計算系に消費電力時系列を入力し、分銅の重さを教師データとして重みづけ学習を行い、推論テストによって生成モデルの精度を評価した。結果を Fig. 2 に示す。学習データに対する正答率は 90 % 以上であったが、学習後のテストデータに対する正答率は 0 ~ 28 % にとどまった。汎化性能が低く改善が必要であるが、提案手法による人工力覚機能の実現の可能性が得られた。

謝辞：本研究の一部は地方大学・地域産業創生交付金事業の支援を受けて行われた。

[1] 横井ら, 精密工学会春季大会 2009 年 3 月中央大学.

[2] 金子ら, バイオメカニズム学会誌 35 巻, 3 号 (2011) 186-190.

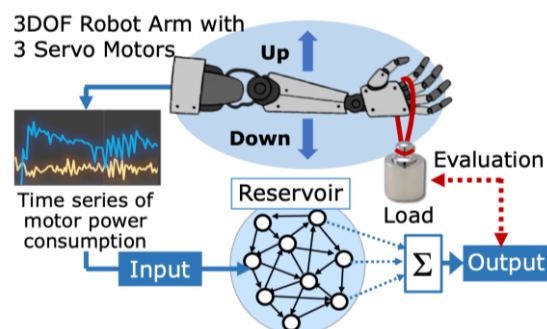


Fig. 1 Experimental setup for inferring load weight from time series of motor power consumption.

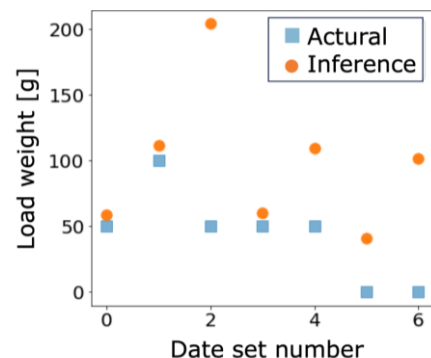


Fig. 2 Result of inference of load weight (test data).

アメーバ型自律歩行ロボットにおける人工運動感覚に基づく 路面状態識別と歩容切替の検討

Study on Artificial Kinesthetic Sensory for Ground Condition Perception and Gait Switching in An Amoeba-inspired Four-legged Autonomous Walking Robot

北海道大学 量集センター・情報科学院, °山口 彪斗、葛西 誠也

RCIQE and Graduate School of IST, Hokkaido Univ., °H. Yamaguchi, S. Kasai

E-mail: yamaguchi.hyoto.b5@elms.hokudai.ac.jp

はじめに：我々はこれまでに高度な計算能力を持つ生物粘菌に着想を得た最適化計算システムをロボットの自律制御に応用し、障害物を乗り越える歩容を探索する「アメーバ型自律歩行ロボット」を開発した[1]。しかし、一步ごとに歩容探索するため歩行効率が悪い。そこで、ロボットに路面状態を識別する能力を付与し、路面状態に応じた適切な歩行様式を選択する能力を実装したい。本研究では、既存センサを最大限利用して環境の情報を取得する方向性とし、視覚情報に頼らない運動感覚の人工的実装とそれを用いた路面状態識別による歩容切替を検討した。

実験方法：市販の4脚歩行ロボットに3軸加速度センサを搭載し、対角脚を交互に踏出す標準的な歩行パターンで平坦および凹凸路面 (Fig. 1) を歩行させ、3軸方向の加速度時系列を取得した。この時系列データに基づきリザーバー計算 (RC) を用い路面識別を試みた。RC モデルの構築は外部 PC で行い、25 Hz で記録された加速度時系列を入力、歩行路面を教師データ、路面予測を出力として予測精度が最大になるようにハイパーパラメータ調節を行い学習させた。構築したモデルは 8 bit 量子化したのちロボット制御用のマイコンに移植した。平坦と凹凸路面を組合せた4種類の路面を歩行させ識別を行った結果、RC が路面に応じ異なる出力をすることを確認した (Fig. 2)。しかしながら、平坦路面と凹凸路面が切り替わる場合において識別精度が顕著に低下した。ロボット行動の観測から、ロボットの一步の間隔が凹凸の間隔と近いことが原因であると推測される。身体的特徴と環境の関係性により取得可能な情報量が変化することから、歩幅にゆらぎを付加することで識別精度が改善すると考えられる。

本研究の一部は地方大学・地域産業創生交付金事業の支援を受けて行われた。

[1] K. Saito *et al.*, Proc. IEEE ISMVL2018, Linz, Austria, May 16-18, 2018, pp.127-131.

[2] G. Tanaka *et al.*, Neural Networks **115**, pp.100-123 (2019).

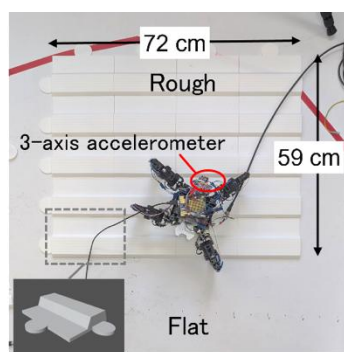


Fig. 1 Experimental setup.

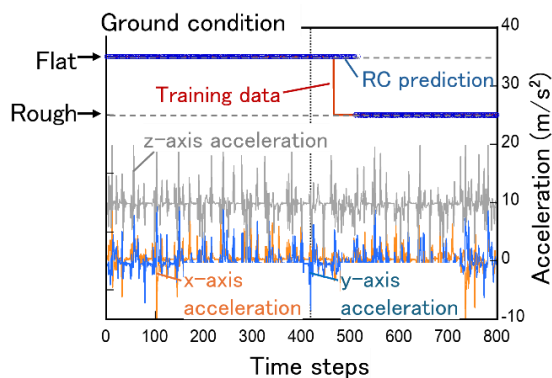


Fig. 2 Result of ground discrimination by RC.

超次元コンピューティングに基づく高速・光触覚センシング

High-speed optical tactile sensing based on hyperdimensional computing

金沢大¹, 浜松ホトニクス株式会社², [○](M2)Hong Jiseon¹, 北川 慧, 新山 友暁¹,

桑原 大幸², 石田 隼斗², 平光 純², 間瀬 光人², 砂田 哲¹

Kanazawa Univ.¹, Hamamatsu Photonics², Jiseon Hong¹, Kei Kitagawa, Tomoaki Niiyama¹,

Hiroyuki Kuwabara², Hayato Ishida², Jun Hiramitsu², Mitsuhiro Mase², Satoshi Sunada¹

E-mail: jiseonhong@kanazawa-u.ac.jp

ロボット等における触覚センシングは、対象物体の状態や環境との相互作用を高精度に把握するために重要である。近年、ソフトマテリアルを用いた柔軟な触覚センサーが注目されているが、その中で有望なアプローチの1つとして光を用いた触覚センシング手法がある。光触覚センシング手法は広範囲な接触情報をイメージデータとして取得でき、光干渉計測手法と合わせれば接触に関する多様かつ詳細な情報も高感度に同定できるという特徴がある[1]。一方で、従来手法ではイメージセンサーを用いて接触情報を含む画像データを取得していたため、膨大な情報を処理しなければならず後段処理に大きな負荷が生じ、初期接触や把持物体の落下等の急激な変化の検出を困難にしていた。本研究では、急激な接触・圧力変化にもリアルタイムに応答可能な光触覚センサー及び Hyperdimensional Computing (HDC)を用いた情報処理手法を提案する。本提案の触覚センサー(Fig. 1)はセンサー内部の光散乱パターンを光検出器アレイで取得する構造であり、原理的には $10\mu\text{s}$ 以下の応答時間で接触情報を検出できる。一方、HDC は入力情報を 1000 個以上の要素を持つベクトル(Hypervector: HV)として分散的に表現することで、基本的な算術演算のみで高度な処理を可能とする計算手法である[2,3]。また、HDC では少数の学習データでオンライン学習が可能であるという特徴も有する。本研究では、Fig. 1 に示す触覚センサーと HDC を用いた処理方法(Fig. 2)を組み合わせることで、高速反応およびモーション感知が可能であることを検証する。

Fig.1

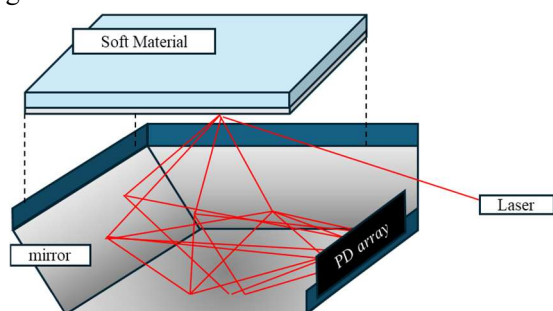


Fig.1 PD アレイを用いたセンシング構造

Fig.2

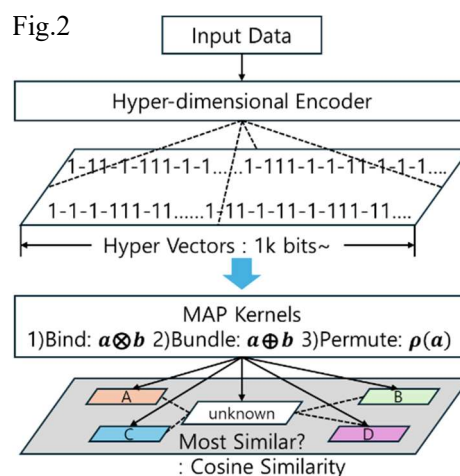


Fig.2 HDC を用いた学習及び分類

- [1] S. Shimadera *et al.* Sci. Rep. **12**, 13096 (2022). [2] P. Kanerva, Cognitive Computation, **1**, 139–159 (2009).
[3] L. Ge and K. K. Parhi, IEEE Circ. Syst. Mag. **20**, 30–47 (2020).

スピントルク発振器の勾配降下法による最適化

Gradient-based optimization of spin-torque oscillator

東大情理¹, 京大情報² 今井悠介¹, Shuhong Liu¹, 明石望洋², 中嶋浩平¹Univ. Tokyo¹, Kyoto Univ.², Yusuke Imai¹, Shuhong Liu¹, Nozomi Akashi², Kohei Nakajima¹

E-mail: imai@isi.imi.i.u-tokyo.ac.jp

スピントルク発振器は、ナノスケールにおいて高効率に動作する非線形発振素子として、レザパーコンピューティング[1]や画像認識[2]などへの応用が注目されている。その挙動はランダウ＝リフシッツ＝ギルバート（LLG）方程式により記述され、同方程式には外部磁場、電流、ダンピング定数など複数のパラメータが含まれる。これまで、これらのパラメータは主にグリッドサーチにより最適化されてきた。

本発表では、スピントルク発振器を記述するランダウ・リフシッツ・ギルバート方程式に adjoint method[3]を適用することで勾配降下法を用いて方程式のパラメータの最適値を求める[4, 5]。まず初めに、シミュレーションによって作られたダイナミクスを教師データとして、そのシミュレーションで用いられたパラメータ（外部磁場、電流、ダンピング定数）の値を推定するタスクを解いた。その結果、1パラメータ推定が高精度でできるという結果が得られた（Fig. 1）。2パラメータ推定についても学習率の設定を適切に調節することによって高い精度が得られた。次に、画像認識タスク（MNIST および CIFAR-10）において、入力層、スピントルク発振器の結合系のパラメータ（外部磁場、電流、ダンピング）、出力層のチューニングを行った。その結果、スピントルク発振器のパラメータのチューニングを行うことによってより高い精度が得られるという結果が得られた（Fig. 2）。

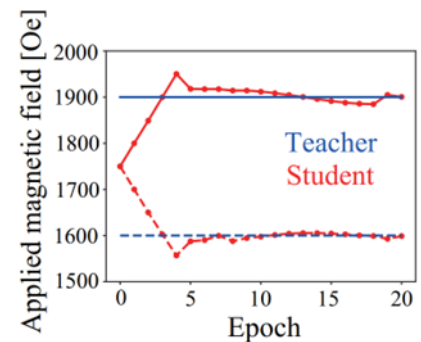


Fig. 1 Parameter prediction for applied magnetic field.

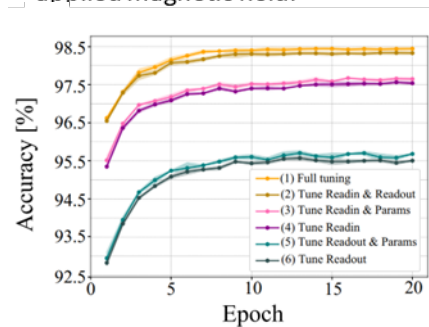


Fig. 2 Accuracies of MNIST task.

[1] Marrows, Christopher H., et al. "Neuromorphic computing with spintronics." *npj Spintronics* 2.1 (2024): 12.

[2] Liu, Shuhong, et al. "Exploiting Chaotic Dynamics as Deep Neural Networks." *arXiv preprint arXiv:2406.02580* (2024).

[3] Chen, Ricky TQ, et al. "Neural ordinary differential equations." *Advances in neural information processing systems* 31 (2018).

[4] Imai, Yusuke, et al. "Gradient-based optimization of spintronic devices." *Applied Physics Letters* 126.8 (2025).

6502 CPU を用いたリザーバー計算

Reservoir Computing with 6502 CPU

東大情理¹, ○(P) 窪田 智之¹, 太田 駿¹, Yongbo Zhang¹, Qingyao Huang¹, 中嶋 浩平¹

The Univ. of Tokyo¹, ○(P) Tomoyuki Kubota¹, Shun Ota¹, Yongbo Zhang¹, Qingyao Huang¹,

Kohei Nakajima¹ E-mail: kubota@isi.imi.i.u-tokyo.ac.jp

近年、物理リザーバー計算 (physical reservoir computing, PRC) と呼ばれる計算フレームワークが注目を集めている [1]. PRC は物理系の多様な応答を用いて情報処理装置を構築する枠組みである. 同枠組みでは、系に対して入力を与え、系の状態を線形回帰することで出力を構成する. こうした実装の容易さから、PRC は、量子、光、スピントロニクス、有機材料、ソフトロボットの様々な物理系に適用されている.

一方で、中央演算処理装置 (CPU) はコンピュータの主要な構成要素であり、所望の入出力関係に基づいて正確に出力を生成するように設計された物理系である. CPU は多数のトランジスタによって駆動されており、例えば古典的な CPU である MOS 6502 は、3,510 個のトランジスタによって構成される. このような多数の

トランジスタはプログラム実行の過程で並列に動作するため、出力を生成する過程の計算結果や、出力とは無関係の計算結果が CPU 内では生じる.

本発表では、物理リザーバー計算の枠組みを MOS 6502 のシミュレータ [2] に適用することで、CPU の物理リザーバーとしての計算能力を調査した結果を報告する. 本発表では初めに、MOS 6502 を構成する 3,510 個のトランジスタの情報処理容量 [3] を調べることで、CPU が余剰な計算能力を有することを示す. さらに、この余剰な計算能力を活用することで、CPU が、プログラムされたタスク以外のタスクを解けることを示す. これらの解析を通して、従来の使用方法以上に CPU から計算能力を引き出せる可能性を提示する.

参考文献

- [1] Kohei Nakajima and Ingo Fischer. Reservoir computing. *Springer*, 1(5):8, 2021.
- [2] Greg James, Barry Silverman, and Brian Silverman. Visualizing a classic cpu in action: the 6502. In *ACM SIGGRAPH 2010 Talks*, pages 1–1. 2010.
- [3] Joni Dambre, David Verstraeten, Benjamin Schrauwen, and Serge Massar. Information processing capacity of dynamical systems. *Scientific reports*, 2:514, 2012.

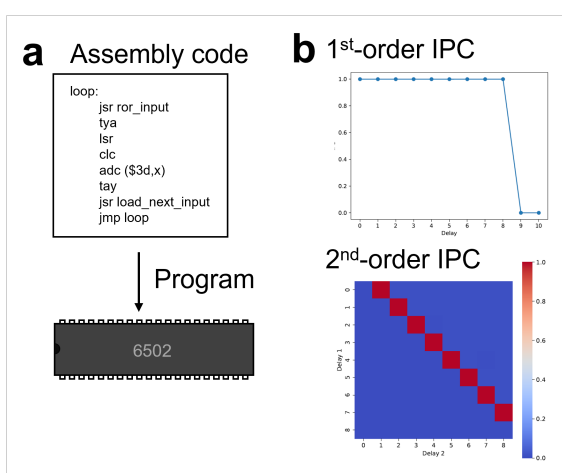


図 1 (a) CPU リザーバーの構成. アセンブリ言語でプログラムを書き込む. プログラムでは、毎ループ ROM から入力を読み込む. (b) 3,510 トランジスタの情報処理容量 (IPC).