

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

📅 Tue. Sep 17, 2024 9:00 AM - 12:00 PM JST | Tue. Sep 17, 2024 12:00 AM - 3:00 AM UTC 🏢 A33 (TOKI MESSE 3F)

[17a-A33-1~11] FS.1 Focused Session "AI Electronics"

Toshikazu Hashimoto(NTT), Takao Marukame(Hokkaido Univ.)

PR

secret place

9:00 AM - 9:15 AM JST | 12:00 AM - 12:15 AM UTC

[17a-A33-1]

High Fidelity Programmable Photonic Unitary Processor and Its Application to Signal Processing in Long-Haul Space-Division-Multiplexed Transmission

○Mitsumasa Nakajima¹, Kohki Shibahara², Kohei Ikeda³, Akira Kawai², Takayuki Kobayashi², Yutaka Miyamoto², Toshikazu Hashimoto¹ (1.NTT DTL, 2.NTT NIL, 3.NTT BRL)

9:15 AM - 9:30 AM JST | 12:15 AM - 12:30 AM UTC

[17a-A33-2]

Implementation of Photonic Extreme Learning Machine with Intermodulation Distortion Caused by Subcarrier Modulation

○Hideaki Tanaka¹, Takashi Kan¹, Hidenori Takahashi¹ (1.KDDI Research, Inc.)

◆ Presentation by Applicant for JSAP Young Scientists Presentation Award

9:30 AM - 9:45 AM JST | 12:30 AM - 12:45 AM UTC

[17a-A33-3]

Realtime prediction based on all-photonic reservoir circuit integrated with a photonic readout layer

○(M2)Keigo Takabayashi¹, Takeo Maruyama¹, Tomoaki Niiyama¹, Satoshi Sunada¹ (1.Kanazawa Univ.)

◆ Presentation by Applicant for JSAP Young Scientists Presentation Award

9:45 AM - 10:00 AM JST | 12:45 AM - 1:00 AM UTC

[17a-A33-4]

Development of optical hardware and reconstruction algorithms for high-speed imaging to visualize nanosecond phenomena

○(M1)Shin Motooka¹, Tomoya Yamaguchi, Tomoaki Niiyama¹, Satoshi Sunada¹ (1.Kanazawa Univ.)

◆ Presentation by Applicant for JSAP Young Scientists Presentation Award

10:00 AM - 10:15 AM JST | 1:00 AM - 1:15 AM UTC

[17a-A33-5]

Optical sensing based on Hyperdimensional Computing

○(M1)Jiseon Hong¹, Kei Kitagawa, Tomoaki Niiyama¹, Satoshi Sunada¹ (1.Kanazawa Univ.)

◆ Presentation by Applicant for JSAP Young Scientists Presentation Award

10:30 AM - 10:45 AM JST | 1:30 AM - 1:45 AM UTC

[17a-A33-6]

Replication of laser dynamics with noise using reservoir computing

○Keisuke Kase¹, Atsuya Kawakami¹, Atsushi Uchida¹ (1.Saitama Univ.)

10:45 AM - 11:00 AM JST | 1:45 AM - 2:00 AM UTC

[17a-A33-7]

Analysis on Surface Myoelectric Signal and Motion Inference Utilizing Reservoir Computing Framework

○Yusuke Hoshika¹, Seiya Kasai¹ (1.Hokkaido Univ.)

11:00 AM - 11:15 AM JST | 2:00 AM - 2:15 AM UTC

[17a-A33-8]

Accurate Estimation of Traveling Distance Based on Physical Sensations for Behavior Development in Amoeba-inspired Autonomous Walking Robot

○(M2)Kazuki Matsuda¹, Seiya Kasai¹ (1.Hokkaido Univ.)

11:15 AM - 11:30 AM JST | 2:15 AM - 2:30 AM UTC

[17a-A33-9]

Relationship between coupling weights and computational performance in piezoelectric MEMS reservoir

○Takeshi Yoshimura¹, Taiki Haga¹, Norifumi Fujimura¹, Kensuke Kanda², Isaku Kanno³ (1.Osaka Metro. Univ., 2.U. Hyogo, 3.Kobe Univ.)

11:30 AM - 11:45 AM JST | 2:30 AM - 2:45 AM UTC

[17a-A33-10]

Relationship between nonlinearity and learning performance in piezoelectric resonator reservoir

○Takehiro Shono¹, Norifumi Fujimura¹, Takeshi Yoshimura¹ (1.Osaka Metro. Univ.)

◆ Presentation by Applicant for JSAP Young Scientists Presentation Award

11:45 AM - 12:00 PM JST | 2:45 AM - 3:00 AM UTC

[17a-A33-11]

Physical reservoir computing using piezoelectric AC current sensor

○(M1)Kei Nishimura¹, Norifumi Fujimura¹, Takeshi Yoshimura¹ (1.Osaka Metro. Univ.)

高忠実度なプログラマブル光ユニタリ変換回路と 長距離空間多重光伝送における信号処理アシストへの応用

High Fidelity Programmable Photonic Unitary Processor and Its Application to Signal Processing in Long-Haul Space-Division-Multiplexed Transmission

NTT 先デ研¹, NTT 未来研², NTT 物性研³, [○]中島光雅¹, 芝原光樹², 池田幸平³, 川合 暁²,
小林孝行², 宮本裕², 橋本俊和¹

NTT DTL¹, NTT NIL², NTT BRL³, [○]Mitsumasa Nakajima¹, Kohki Shibahara², Kohei Ikeda³,

Akira Kawai², Takayuki Kobayashi², Yutaka Miyamoto², and Toshikazu Hashimoto¹

E-mail: mitsumasa.nakajima@ntt.com

【背景】プログラマブルな光回路を用いたユニタリ変換回路は、光学的に線形行列計算が可能であり、計算機や光情報処理応用への期待が高まっている¹。特に、現在の光通信においては、デジタル信号処理(DSP)による信号補償が広く用いられているが、空間多重(SDM)光通信などの次世代伝送においては、大規模化に伴う困難性が指摘されており²、光計算による処理のアシストが着目されている^{3,4}。本稿では、石英光導波路にてユニタリ変換回路を作製し⁵、3モードファイバを用いた1300km級SDM光通信に適用し、DSP処理負荷の低減について検討したので報告する⁶。

【実験・結果】Fig. 1(a)にユニタリ変換回路のSDM光伝送路への適用方式について示す。従来文献4,5とは異なり、送受信機の前後段ではなく、各中継ノード内にユニタリ変換回路を配置する。各ノードで多重化された空間モード間の結合を制御・最適化することで、DSP上でのMIMO処理負荷の主要因の1つであるモード間遅延差を最小化する。原理実証のために、Fig.1(a)挿入図に示すような、8×8 Clements型ユニタリ変換回路を作製した。SDM光通信では、波長多重(WDM)による伝送も行われるため、光ユニタリ変換回路には広い通信波長域での高い忠実度（所望の行列と実装された行列の R^2 値）が要求される。そこで、波長依存性の要因となる光路差を含まない設計を行い、材料自体の波長依存の少ない石英系導波路に試作を行った。また、製造誤差に伴う忠実度の低下を補償するために、機械学習を用いた校正手法を適用し、中心波長で0.99、通信バンドC帯(1530-1570 nm)で>0.96の忠実度を得た。挿入損失は2.8dBであった。本回路を、51.2kmの3モードファイバからなる周回光伝送系に組み込んだ。周回数を増すごとに疑似的に伝送距離を延ばすことが可能であり、本実験では最大1331kmの伝送実験を行った。Fig.1(b)にユニタリ変換回路を導入する場合と、ユニタリ変換回路を最適化した場合のDSPにおける遅延等化器長 τ を示す。 τ はモード間遅延差を反映する値であり、DSP負荷は $O(\tau)$ で増加するため、低減することが望ましい。低減効果は、定性的には伝送距離 L が伸びるほどに $\sqrt{L}$ に比例して改善され、最大で約60%の低減効果を得た。

【謝辞】本研究成果の一部は、国立研究開発法人情報通信研究機構（NICT）の委託研究（JPJ012368C01001）により得られたものです。

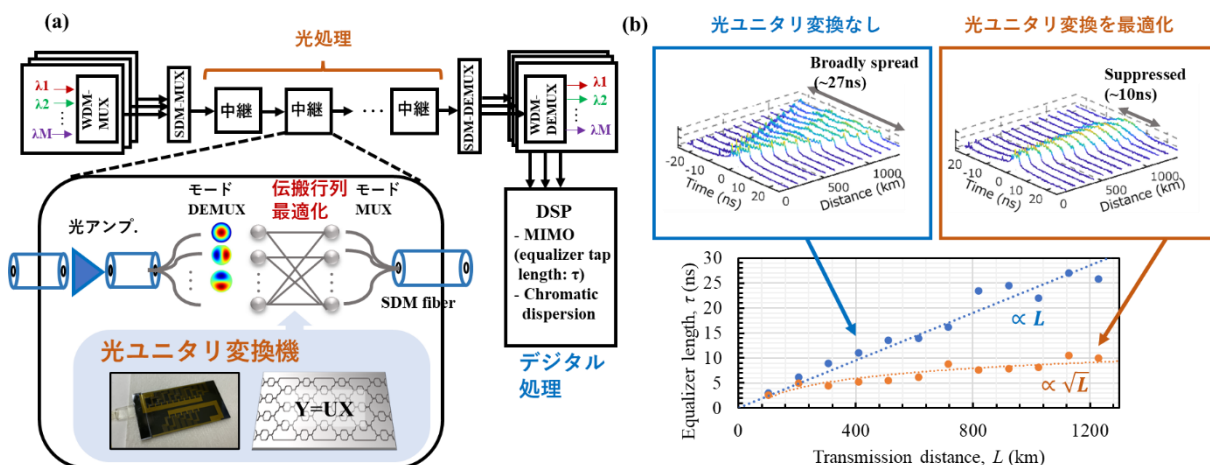


Fig.1 (a) Schematic of mode optimization for SDM transmission using photonic unitary processor. (b) Required equalizer length as a function of transmission length.

- [1] N. C. Harris *et al.*, Optica 5, 1623–1631 (2018)., [2] P. Sillard *et al.*, Proc. IEEE 110, 1804–1820 (2022)., [3] C. Huang *et al.*, Nature Electronics 4, 837–844 (2021)., [4] R. Tanomura *et al.*, JLT 41, 3791 – 3796 (2023). [5] K. Ikeda *et al.*, CLEO, JTh2A.87 (2024)., [6] K. Shibahara *et al.*, OECC 194 (2024).

サブキャリア信号変調時の相互変調歪の光エクストリーム学習器への適用

Implementation of Photonic Extreme Learning Machine

with Intermodulation Distortion Caused by Subcarrier Modulation

KDDI 総合研究所 〇田中英明, 管貴志, 高橋英憲

KDDI Research, Inc. 〇Hideaki Tanaka, Takashi Kan, Hidenori Takahashi

E-mail: hk-tanaka@kddi.com

【はじめに】

光ニューラルネットワーク（PNN）は消費電力、処理速度の点で期待されているが、大規模な入力データが必要となる画像処理への適用は、簡単な光学系での実現が難しい状況である^[1-4]。本稿では周波数領域で入力データ次元を増やす新たな PNN の提案と実験的検証について報告する。

【提案・検証】

実験した PNN は、Fig. 1 のようにレーザ光（ $\lambda=1562\text{nm}$ ）を、任意波形発生器（AWG）で発生させた重み付けしたサブキャリア信号にバイアス電圧を加えて駆動した LN マッハツェンダー変調器（ $V_{\pi}=4.9\text{V}$ ）で変調し、その変調光をフォトダイオード（PD）で光電変換した後、RF スペアナでスペクトル観測をする構成とした。本 PNN の有効性を検証するために、MNIST データセット（ピクセル： 28×28 、階調：256）を用いることとし、データを 784×1 に平坦化した後、 200kHz 等間隔で 43MHz から 200MHz の間に範囲に発生させたサブキャリアの振幅を階調情報に応じて 5%~100%の間で変えて周波数領域に付加した。変調器の相互変調歪（IMD）により生じたサブキャリアのスペクトル強度（8 回平均した電圧値）をエクストリーム学習器（ELM）^[5]の隠れ層出力と見なして、リードアウト

層（全結合層、出力:10）に入力することとした。まず、MNIST データの一部（学習：10,000、検証：2,000）を用い、AWG 出力の最大振幅電圧 V_{p-p} を 5V としてバイアス電圧 V_b 依存性を調べたところ、ヌル電圧で分類精度が最も高くなることを確認した。次に分類精度のリードアウト層に入力する IMD 成分数依存性を評価した（Table 1）。4801 点以上で精度飽和が観測された。最後に全 MNIST データを使用して検証した（学習：60,000、検証：10,000）。AWG 出力のスペクトル直接観測時と、変調器出力観測時の精度は、それぞれ 93.36%及び 97.29%（Fig. 2）であった。著者らの調べた限りでは前処理なしで単層リザーバーコンピューティング及び ELM を適用し、実験的に得られている最高精度はそれぞれ 97.15% [3]及び 93% [4] であり、提案した PNN は簡単な光学系を用いて周波数領域で入力次元を増やすことができ、精度の点でも高いポテンシャルを有していると考えられる。

【参考文献】

[1] T. Zhou et al., J. Lightwave Tech., vol. 40, p. 1308(2022).
[2] X. Xu et al., Nature, vol. 589, p. 44 (2021).
[3] P. Antonik., IEEE J. Sel. Top. Quantum Electron. Vol. 26, 7700812(2020).
[4] D. Silva et al., J. Eur. Opt. Society-Rapid Publ., vol. 1, 19(2023).
[5] G.-B. Huang et al., Neurocomputing, vol. 70, p. 489(2006).

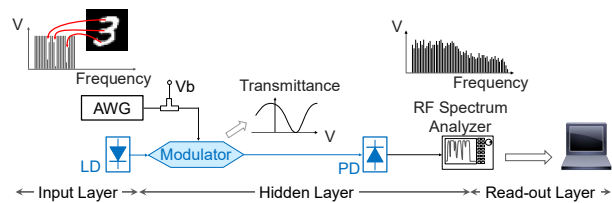


Fig. 1 Experimental setup for proposed PNN by using IMD.

Number of IMD components	801	1601	2401	3201	4801	6401
Frequency range (MHz)	40 - 200	40 - 360	40 - 520	40 - 680	40 - 1000	40 - 1320
Accuracy (%)	92.95	94.10	94.35	94.45	94.50	94.50

Table 1 Accuracy dependency on number of IMD components.

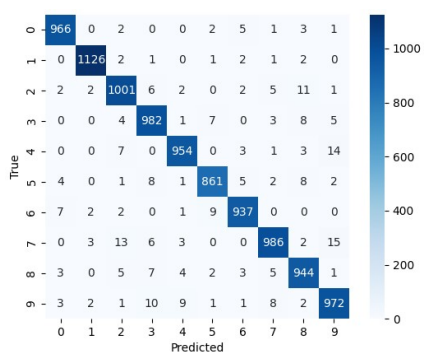


Fig. 2 Confusion matrix.

(V_b : null point, V_{p-p} : 5 V, IMD components: 4801)

リードアウト層を集積化した全光リザーバー計算回路による リアルタイム予測演算の実証

Realtime prediction based on all-photonic reservoir circuit integrated with a photonic readout layer

金沢大¹, [○](M2) 高林 奎吾¹, 丸山 武男¹, 新山 友暁¹, 砂田 哲¹

Kanazawa Univ.¹, [○]Keigo Takabayashi¹, Takeo Maruyama¹, Tomoaki Niiyama¹,
Satoshi Sunada¹

E-mail: keigo2014@stu.kanazawa-u.ac.jp

近年の情報技術の急速な発展により、複雑な情報処理に対応するコンピューティングの需要が爆発的に増加している。そのため、低消費電力で情報処理が可能なりザーバーコンピューティング(RC)と高自由度性や信号処理の高速化などの利点をもつ光と組み合わせた光 RC が大きな注目を集めている。しかし、従来の光 RC システムの多くは、読み出し処理をオフラインの電子処理で行っていた[1]。そこで本研究では、光で演算処理を行うことが可能なリードアウト層を有する光リザーバー回路を作製し、それをオンライン学習することで、数十ピコ秒の超低遅延での時系列予測が可能となることを示す。

本提案光リザーバー計算回路は、結合リング共振器からなる光リザーバー層と、光を調整可能な複数の位相シフターと Mach-Zehnder interferometer (MZI)を有するリードアウト層をシリコン光チップ上に集積化しており(図 1(a))、光入力から演算結果の出力までが 27ps の低遅延で実行できる。図 1 に示す評価実験では、任意の波形に位相変調させたレーザ光を光リザーバー回路に入力として送り、リードアウト層では、マルチチャンネル digital analog converter (DAC)を用いて位相シフターと MZI に電圧を印加することで重みづけ処理が行われる。出力光が推論結果として検出され、ターゲットとのロス計算し電圧値を進化戦略を用いて更新していくことで学習を行った。本実験ではカオス時系列を用いた 1 ステップ先の予測が NMSE 0.31 の精度で可能となった。本発表では、様々なタスクに対する性能評価結果や進化戦略以外のオンライン学習手法を適用した結果も報告する。

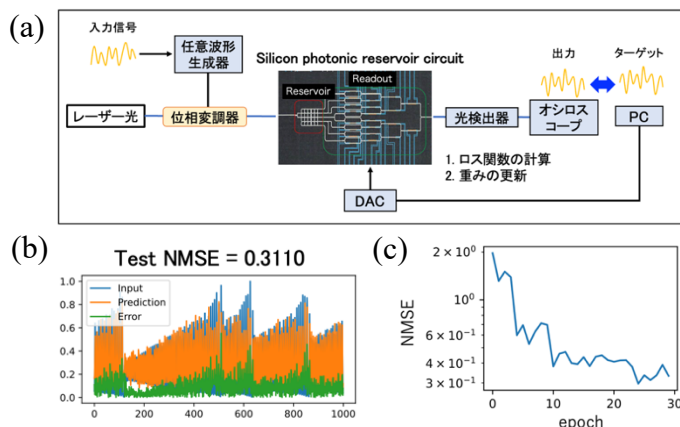


Fig.1 Online learning system using a silicon photonic reservoir chip integrated with a photonic readout layer. (a) Experimental set up. (b) One-step-ahead prediction for the Santa-Fe chaotic time series prediction task (c) Learning curve. NMSE as a function of epochs.

[1] Yamaguchi Tomoya et al., “Time-domain photonic image processor based on speckle projection and reservoir computing,” Commun Phys 6, 250 (2023).

ナノ秒現象を可視化する高速イメージングに向けた 光ハードウェア及び再構成アルゴリズムの開発

Development of optical hardware and reconstruction algorithms for high-speed imaging to visualize nanosecond phenomena

金沢大¹, [○](M1)本岡 眞¹, 山口 智也, 新山 友暁¹, 砂田 哲¹

Kanazawa Univ.¹, [○]Shin Motooka¹, Tomoya Yamaguchi, Tomoaki Niiyama¹, Satoshi Sunada¹

E-mail: shin-motooka@stu.kanazawa-u.ac.jp

高速イメージングはあらゆる科学技術の基盤となり得るものであり、例えば、工業分野での高速現象の解析（例えば、プラズマ現象、衝撃に対する材料の変形反応等）から高速な細胞のソーティングなど様々な分野への応用が期待されている。しかし、従来の高速イメージング技術は高価且つ大型な装置から構成され、一過性現象の連続撮影が困難である。

この問題に対処するために、本研究ではたった1つの光検出器でナノ秒に迫る高速現象を観察できるイメージセンサフリーの光イメージングシステムを提案した[1]。この提案システムは、視覚情報を時間情報に変換するための高速ランダムパターン投影[2]に基づいており、ナノ秒スケールで変動する現象のイメージの再構成が可能である。フェムト秒レーザーやストリークカメラを用いた高速イメージング技術とは異なり、長時間の連続撮影も可能である。

本提案システムの概略図を Fig. 1 に示す。レーザー光をマルチモードファイバ（MMF）へ送ることで、光強度が時間的に変化するランダムパターンを生成する。デジタルミラーデバイス（DMD）上に表示したイメージへ投影し、反射光を直接、光リザバーコンピューティングチップへ入力として送り、出力光を応答信号として検出する。その信号を用いて、画像再構成を電子的な処理で行う。本実験では、10 クラスの MNIST 手書き数字を 10,000 枚用いて画像の再構成を行い、画像処理性能を明らかにした。

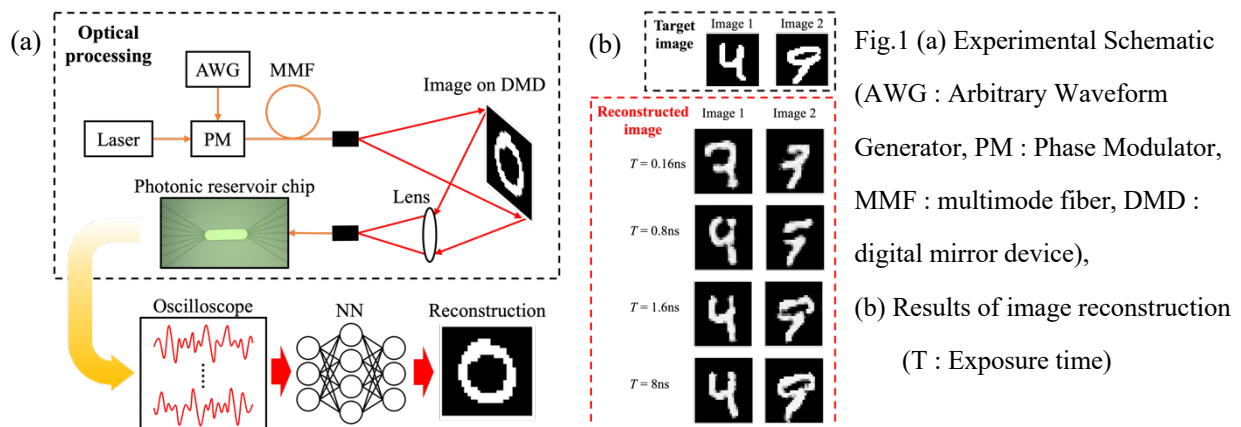


Fig.1 (a) Experimental Schematic

(AWG : Arbitrary Waveform

Generator, PM : Phase Modulator,

MMF : multimode fiber, DMD :

digital mirror device),

(b) Results of image reconstruction

(T : Exposure time)

[1] T.Yamaguchi *et al.*, “Ultrafast single-channel machine vision based on neuro-inspired photonic computing,” *Communication Physics* 6, 250 (2023).

[2] J. Hanawa *et al.*, “Gigahertz-rate random speckle projection for high-speed single-pixel image classification”, *Optics Express* 30, 22911 (2022).

超高次元コンピューティングに基づく光センシング

Optical sensing based on Hyperdimensional Computing

金沢大¹, [○](M1)Hong Jiseon¹, 北川 慧, 新山 友暁¹, 砂田 哲¹

Kanazawa Univ.¹, [○]Hong Jiseon¹, Kei Kitagawa, Tomoaki Niiyama¹, Satoshi Sunada¹

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

Hyperdimensional Computing(HDC)は、リザーバー計算のように入力情報を高次元空間へ射映することで、既存のマシンラーニングに比べて低い計算コストを持ち、高速処理を可能にする。HDCは入力データをバイナリ化して Hyper Vector(HV)という 1,000 以上の超高次元のベクトルに変換し、基本的な算術演算(足し算,乗算)をすることで一つのベクトルに多くの情報を貯めることができる。また、高次元分散表現により、少ないデータ数で学習が可能であり、新しいデータを元のプロトタイプベクトルに部分的に更新する再学習から環境変化した場合でも精度が回復できる。

本研究では、ソフトマテリアル内部にレーザー光を照射することで触覚情報をレーザー散乱パターンという高次元情報に変換し、それを HV として用いる[1](Fig.1(a)). 生成された HV は HDC の原理に基づいて学習して未知の触覚情報を推定できる(Fig.1(b)). また、再学習を用いて少ないデータからプロトタイプベクトルの情報を更新することで精度の回復が可能となることを検証する[Fig.2]. 本研究では、触覚反応を用いた新しいデータ処理方法を考案することで小型装置での活用および省エネルギーの実現が期待できる手法を示す。

Fig.1

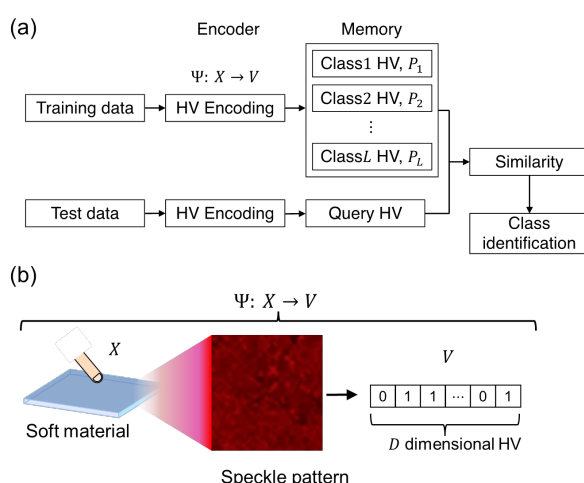


Fig.2

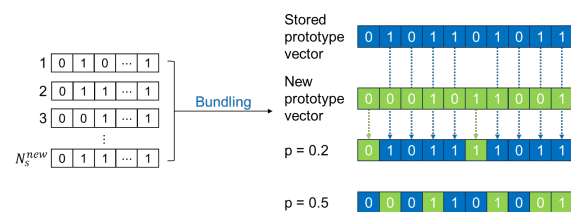


Fig.1 (a) HDC を用いた分類. (b) スペックル現象と HDC を用いた光学的エンコーディング.

Fig.2 再学習におけるプロトタイプベクトルの更新方法.

[1] Kitagawa, Kei, et al. "Optical hyperdimensional soft sensing: speckle-based touch interface and tactile sensor." Optics Express 32.3 (2024): 3209-3220.

リザーバーコンピューティングによる ノイズが付加されたレーザダイナミクスの複製

Replication of laser dynamics with noise using reservoir computing

埼玉大[○]加瀬 圭佑, 川上 敦也, 内田 淳史

Saitama Univ., [○]Keisuke Kase, Atsuya Kawakami, Atsushi Uchida

E-mail: k.kase.090@ms.saitama-u.ac.jp, auchida@mail.saitama-u.ac.jp

1. はじめに

再帰的なネットワーク構造を有するリカレントニューラルネットワークを用いた機械学習が盛んに行われている。しかしながら、リカレントニューラルネットワークは学習が困難であるという欠点が存在する。そこで、出力重みのみの学習により機械学習が実現でき、リザーバーコンピューティングは、計算コストの削減が可能である[1]。

リザーバーコンピューティングの研究例の一つとして非線形ダイナミクスの複製が報告されている[2]。非線形ダイナミクスは、カオスの初期値鋭敏性により長期的な時系列予測が困難であることが知られている。そこで、非線形ダイナミクスの複製により、長期的に類似した特徴を持つダイナミクスの再現が可能である。ダイナミクスの再現によりモデルが未知のダイナミクスの複製が期待される。

戻り光を有する半導体レーザのダイナミクスは時間遅延系であり、複素電界からなるダイナミクスが複雑であることが知られている。また、複素電界の取得はコヒーレント検波により可能であり、実験データを用いる場合にはノイズの影響の調査が不可欠である。

そこで本研究では、ノイズが付加された半導体レーザのカオスアトラクタに対して、リザーバーコンピューティングを用いて複製を行うことを目的とする。また、複製したアトラクタに対して定量的な評価を行い、ノイズの影響の調査を行う。

2. 方法と結果

入力である戻り光を有する半導体レーザダイナミクスは、Lang-Kobayashi 方程式から数値計算により算出する[3]。ボックスミュラー法を用いてノイズの付加を行う。

本研究では、リザーバーコンピューティングの1つであるエコーステートネットワークを用いて複製を行った[4]。学習時は、入力信号としてレーザ出力の複素電界の実部虚部とその遅延時間前の信号を用い、複素電界の実部虚部の1点先を出力とするように出力重みの学習を行った。また、出力信号に複素電界の実部虚部の遅延時間前の1点先を付加することによりダイナミクスの生成を行う。

生成したダイナミクスのカオスアトラクタを Fig.1 に示す。アトラクタは、複素電界の実部虚部から算出したレーザの光強度とその遅延時間前の光強度から作成した。複製されたアトラクタ(Fig.1(b))は、ノイズを付加した入力のアトラクタ(Fig.1(a))よりも、ノイズを付加していないアトラクタ(Fig.1(c))に類似している。このことから、リザーバーコンピューティン

グのノイズ低減の効果を確認した。

また、アトラクタの類似度の評価としてカルバックライブラー情報量の算出を行った。カルバックライブラー情報量は、数値が低いほど類似した分布であることを表している。Fig.2 は入力のノイズ強度を変化させた際のカルバックライブラー情報量を示している。黒線が複製したアトラクタとノイズを付加した入力を比較した値であり、青線が複製したアトラクタとノイズを付加していない入力を比較した値である。SNR (信号対雑音比) が 17.7 dB より小さい場合において、ノイズなしの場合の方が値が低くなり、ノイズ低減の効果が表れている。

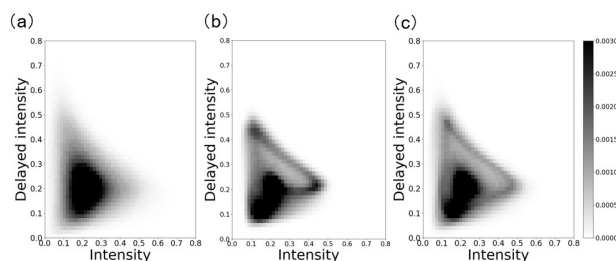


Fig. 1 Chaotic attractors of (a) input signal with noise, (b) replicated output by reservoir computing, and (c) input signal without noise.

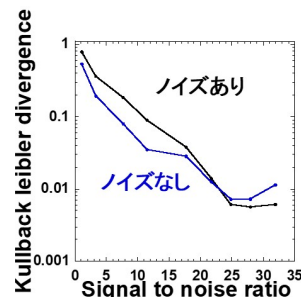


Fig. 2 Kullback Leibler divergence of input and replicated attractors with and without noise.

3. まとめ

本研究では、リザーバーコンピューティングを用いてノイズを付加した半導体レーザダイナミクスのアトラクタの複製を行った。その結果、SNR が小さい場合にリザーバーコンピューティングによるノイズ低減の効果を確認した。

参考文献

- [1] 菅野円隆, 内田淳史, “光リザーバーコンピューティング -原理と実装-”, 共立出版 (2024).
- [2] J. Pathak, et al., Phys. Rev. Lett., **120**, 024102 (2018).
- [3] R. Lang, et al., IEEE J.Quantum Electron., **16**, 347 (1980).
- [4] H. Jaeger, Scholarpedia, **9**, 2330 (2007).

リザーバー計算の枠組みを利用した表面筋電信号解析と動作推論

Analysis on Surface Myoelectric Signal and Motion Inference Utilizing

Reservoir Computing Framework

北大 量集センター ○星加 悠介, 葛西誠也

RCIQE, Hokkaido Univ., ○Y. Hoshika, S. Kasai

E-mail: hoshika.yusuke.q3@elms.hokudai.ac.jp

はじめに：筋肉の収縮時に生じる活動電位筋電信号を利用して操作する筋電義手は、現状では操作性が不十分であり自らの手を代替するレベルに至っていない[1]。操作性の改善には、身体表面から取り出す筋電信号（表面筋電）から意図した運動の情報を正確に読み出す必要があるが、微弱でかつ複雑な時系列波形をリアルタイム解析し情報取得することは容易ではない。近年、深層学習などの機械学習を用いた解析が行われているが[2]、計算量が多いため利用できる電力が限られている義手に実装すること難しい。そこでは我々は表面筋電波形の複雑性をリザーバー計算 (RC) の概念をオーバーラップさせた新規の筋電信号解析手法を検討している[3]。本報告では、第一段階として RC を外部計算機に実装しコンセプトの実験実証を試みた結果について述べる。

実験方法：筋電信号は人の意図動作が複雑なインパルス時系列に変換されたものであることから、意図運動を高次元時空間にマッピングしたものと解釈できる。動作意図を入力、手の動作を出力とみなすと、脳から運動神経系を物理リザーバー層と見做せる。このとき複数箇所検出された表面筋電はリザーバー層出力であり、これらの線型結合が運動を表現しうとの仮説が立つ。そこで、Fig. 1 に示すように、健康者の前腕 8 箇所に表面電極を取り付け双極誘導によって筋電信号を誘導し、これらの重み付け線形結合によって手の甲に取り付けた 3 軸加速度センサの出力を表現できるか検証した。

結果：5 通りの手の動作に対し表面筋電を取得した。ここでは神経回路の積分機構に倣い双極誘導波形を整流したのち積分したものをリザーバー出力としている。同時に計測した加速度を教師データとしてバッチ学習を行い、筋電波形の線型結合の重み付けを決定した。測定した加速度と推論結果の例を Fig. 2 に示す。両者の相関係数は 0.84 と高い値となった。提案手法によって意図する動作を概ね推論できることが実験的に示された。

[1] A. D. Roche *et al.* Curr. Surg. Rep. **2**, 44 (2014).

[2] R. Rajapriya, K. Rajeswari, S. J. Thiruvengadam, Biocybernetics Biomed. Eng. **41**, 554 (2021).

[3] 吉田, 葛西, 第 83 回応物秋季講演会, 2022 年 9 月, 東北大.

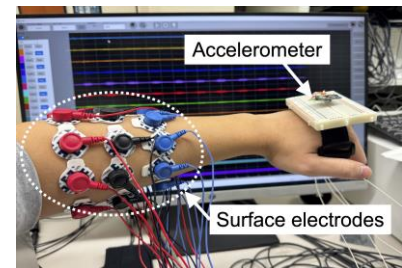


Fig. 1 Experiment setup.

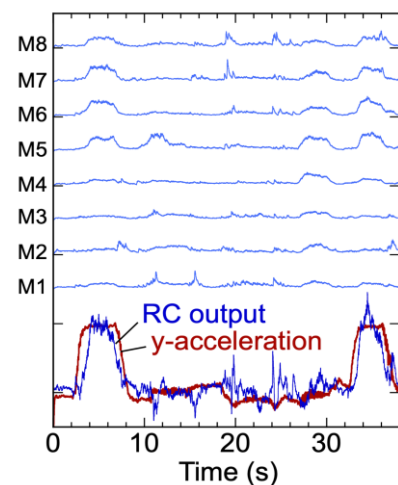


Fig. 2 Measured acceleration (y-axis) and RC output together with measured myoelectric signals.

粘菌型自律ロボットの行動発達に向けた身体感覚に基づく 歩行移動距離推定と精度向上

Accurate Estimation of Traveling Distance Based on Physical Sensations for Behavior Development in Amoeba-inspired Autonomous Walking Robot

北海道大学 量集センター, [○]松田 一希, 葛西 誠也

RCIQE, Hokkaido Univ., [○]K. Matsuda, S. Kasai

E-mail: matsuda.kazuki.m0@elms.hokudai.ac.jp

はじめに:我々は高度な計算能力を持つ生物粘菌に着想を得た最適化問題探索システムを歩行ロボットに応用し、その自律歩行に成功している[1]。次のステップは自律的に行動を洗練させ歩行効率を高める発達能力の獲得である。歩行の発達にはロボット自身が移動量を認識しなければならないが、我々は最小限のセンサを最大限活用し必要な情報を得ることを方向性とし、視覚情報に頼らず身体感覚の1つである加速度の利用を検討している。しかし、歩行時に身体の上下動が生じると加速度センサの計測誤差が増大し移動量を適切に評価できなくなる。そこで、本研究ではリザーバ計算 (RC) を適用し加速度センサを用いた移動量評価の精度向上を試みた。

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、進行方向 (x 軸方向) の加速度情報を取得する (Fig. 1(a))。ロボットには転倒に至る足の動きを禁止するよう制約を設定し、この制約のもとで可能な足の動きを探索する手法でランダムに歩行させた。外部 PC にリザーバ計算システムを実装し (Fig. 1(b))、加速度センサの出力を1歩毎にサンプリングした時系列データを入力、ロボット歩行を動画撮影し実測により求められた移動距離の時系列を教師データとして出力層の重み付けを学習させた。リザーバ計算による推定移動距離と実測値の誤差の分布を Fig. 2 に示す。加速度の時間二重積分による移動距離評価では 5 cm 程度の移動に対して 1 m 以上の誤差が生じたが、リザーバ計算を用いることで移動距離の推定精度が大幅に改善した。さらに、リザーバ層のノード数の増加にともない推定精度は大幅に向上し、本手法による移動距離推定の有効性が確認された。今後さらなる精度改善を進めるとともに、リザーバ計算系をロボット本体に実装し粘菌型最適化と強化学習を融合した自律歩行の行動発達[2]の実現を目指す。

[1] K. Saito, N. Suefujii, S. Kasai and M. Aono, Proc. IEEE ISMVL2018, pp.127-131 (2018).

[2] 大沼, 斉藤, 葛西, 青野, 第 81 回応物秋講演会 9p-Z28-16 (2020).

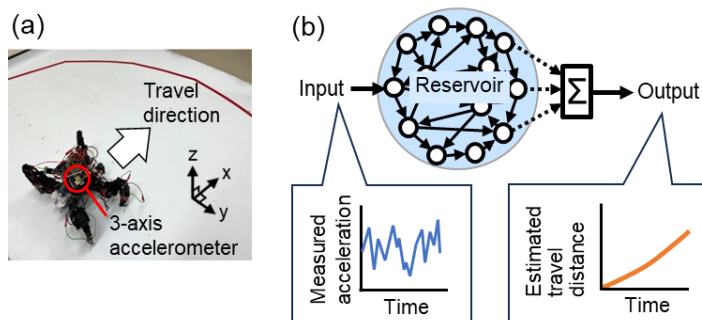


Fig. 1 (a) Experimental setup and (b) Estimation of traveling distance using reservoir computing, RC.

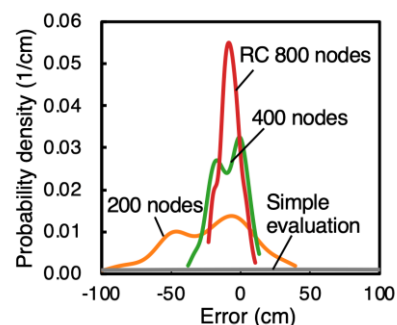


Fig. 2 Accuracy in estimated travel distance using RC.

圧電 MEMS リザーバー素子における結合重みと計算性能との関係

Relationship between coupling weights and computational performance in piezoelectric MEMS reservoir

阪公大工¹, 兵庫県大工², 神戸大工³

○吉村 武¹, 芳賀大樹¹, 藤村紀文¹, 神田健介², 神野伊策³

Osaka Metro. Univ.¹, U. Hyogo², Kobe Univ.³

°T. Yoshimura¹, T. Haga¹, N. Fujimura¹, K. Kanda², I. Kanno³

E-mail: yoshimura@omu.ac.jp

【はじめに】本研究ではセンサの智能化を目的として、圧電 MEMS 共振子をノードに用いたリザーバー素子を作製し、その学習性能評価を行っている[1,2]。これまでに共振子からの過渡応答、CR 回路による信号遅延、電界効果トランジスタ(FET)による共振子の電気的結合等を用いて、2.7 の Parity check capacity (PCC)が得られたことを報告している[3]。今回は、二つの共振子を電気的に結合の重みを変えられるようにアナログ回路部分を改良し、リザーバー層の状態と学習性能との関係を調べた。

【実験および結果】構築したリザーバー素子の等価回路を Fig.1(a)に示す。片持ち梁構造の圧電 MEMS 共振子(写真)を二つ用いており、FET で電気的に結合している。一つ目の共振子(P1)の出力を、増幅・全波整流、CR 回路による遅延を行い、Node A の信号としている。さらに FET の閾値付近に調整するため、加算回路で Node A の信号に V_{add} を加え FET のゲートに入力した。この接続により Node A の信号で FET のチャネル抵抗を変調でき、また二つ目の共振子(P2)に FET を負荷として接続することで、リザーバー素子で必要である過去と現在の入力信号の影響の重なり合いを実現している。Fig.1(b)(c)は、印加した振動の波形(黒)、異なる V_{add} で測定した Node A、B からの出力波形(それぞれ青、赤)、Parity Check タスクでの C_{PC} 値(C_{PC})を示している。ゲートへの入力信号が閾値付近となる-2~0V の V_{add} において結合重みが大きくなり、Node A の信号が Node B の信号に強く影響を及ぼしている。さらにその領域で C_{PC} の値も上昇しており、最高値では 2.8 となった。講演ではノード間の相関係数等も用いて、リザーバー層の状態と学習性能との関係について詳細に議論する。

【謝辞】本研究は JST CREST (JPMJCR20Q2, JPMJCR20C3)の支援を受けて行われた。

【参考文献】

- [1] T. Yoshimura et al., Jpn. J. Appl. Phys., 62, SM1013 (2023)
- [2] T. Yoshimura et al., IEEE Transducers 2023, 457 (2023)
- [3] 吉村他, 第 15 回集積化 MEMS シンポジウム 6P4-D-4

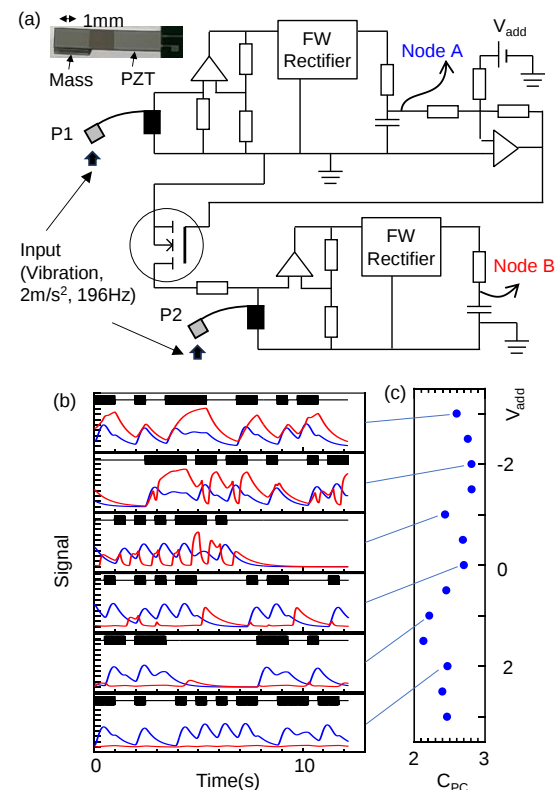


Fig. 1 (a) Equivalent circuit of RC system using two piezoelectric MEMS resonators. (b) Part of waveforms for the applied vibration (black), output from Node A (blue) and Node B (red) measured at various V_{add} . (c) Capacity for parity check task as a function of V_{add} .

圧電共振子リザーバーにおける非線形性と学習性能の関係

Relationship between nonlinearity and learning performance

in piezoelectric resonator reservoir

阪公大工, °庄野 武洋, 藤村 紀文, 吉村 武

Osaka Metro. Univ., °T. Shono, N. Fujimura, T. Yoshimura

E-mail: yoshimura@omu.ac.jp

【はじめに】物理リザーバーコンピューティングは、学習コストの少なさからエッジ AI への応用が期待されている[1]。我々は圧電共振子を用いたリザーバーコンピューティングについて研究しており、前回は6個の共振子を用いた結果を報告した[2]。本研究では、共振子が有する非線形性を有効活用する方法を探るための検討を行った。

【実験方法及び結果】実験には、前回と同様に片持ち梁構造の圧電共振子6個を用いた[2]。梁の先端に錘を貼り付けることで共振周波数を72~76Hzの範囲に調整した。またこれらの共振子はハードばねの非線形性を有しており、印加する振動の周波数を掃引すると時計回りのヒステリシスを示す。6個の共振子に約5 m/s²の加速度の正弦振動を加えて得られた共振特性をFig.1(a)に示す。すべての共振子において非線形性が現れていることがわかる。リザーバー性能の評価では、ビットレート2 bit/sのランダムな0と1の入力信号で振幅変調して正弦振動を共振子に印加した。得られた出力電圧から1振動子当たり10点の仮想ノードを用いてShort Term Memory (STM) タスク、Parity Check (PC) タスクを行った。500個の入力信号に対して5分割交差検証を行い、Memory Capacity (MC)、PC Capacity (PCC)の平均値を計算した。このような実験を振動の周波数を71.8~76.2 Hzまでの範囲で行い、学習性能を比較した。Fig. 1(b)に、それぞれの周波数でのcapacityを示す。ヒステリシスの存在する領域でのMC、PCCの平均値はそれぞれ3.1、2.7であるのに対し、存在しない領域では2.8、2.6であり、0.3、0.1しか低下していない。このように、非線形共振は学習性能に大きな影響はもたらさない結果となった。要因として、ヒステリシスが存在しない領域では、印加周波数と共振周波数の差によって生じる”うなり”が学習性能に影響した可能性を考えている。当日は、振動子を電氣的に結合した結果や周波数ヒステリシスのばらつきを変化させた場合の結果を用いて詳細に議論する予定である。

【参考文献】

- [1] G. Tanaka et al., Neural Networks **115**, 100-123(2019).
[2] 庄野ほか, 第84回秋季応物, 23a-A302-7

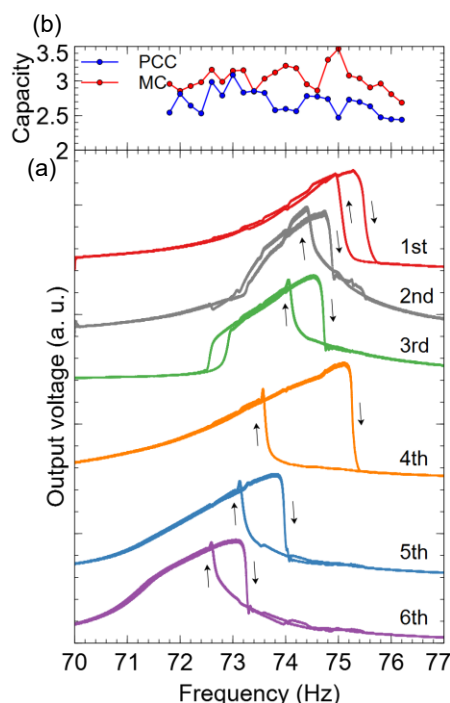


Fig. 1 (a) The resonance curve of the six piezoelectric resonators and (b) the capacities of short-term-memory and parity check tasks measured at various frequencies.

圧電振動子電流センサを用いた物理リザーバーコンピューティング

Physical reservoir computing using piezoelectric AC current sensor

阪公大工, [○](M1)西村 恵, 藤村 紀文, 吉村 武

Osaka Metro. Univ., [○](M1)K. Nishimura, N. Fujimura, T. Yoshimura

E-mail: yoshimura@omu.ac.jp

【はじめに】近年、メモリストや電気化学反応などの非線形性を持つ物理現象を利用した物理リザーバーコンピューティング（物理 RC）の研究が盛んに行われている[1,2]。高速演算の実証などが行われる一方で、センサと物理 RC を組み合わせることで、エッジデバイス上でデータ処理が可能なニューロモルフィックセンサの実現にも期待が集まっている[3]。本研究では圧電振動型電流センサの過渡的応答に着目し、物理 RC と組み合わせたニューロモルフィック電流センサを提案する。圧電振動型電流センサは従来手法では困難な平行電線を通る電流値の測定が可能であるが、電流値が大きくなると表れる非線形効果が原因で感度が低くなっている。そこでこの課題を物理 RC のアルゴリズムにより克服し、さらに平行電線の電流値のパターン認識をセンサデバイス上で行おうと考えた。本研究では、ベンチマークテストにより圧電振動子電流センサが物理 RC として機能することを確かめた。

【実験と結果】片持ち梁構造の圧電振動子の先端に永久磁石を取り付けて電流センサを作製した (Fig. 1)[4]。2 枚の圧電振動子を用いて音叉構造を形成することで高 Q 値化し、減衰時間の増加により短期記憶性を向上させている。この電流センサは、永久磁石を交流電流が流れる電線に近づけることで、電線周囲の交流磁場により永久磁石が振動し、圧電振動子が歪んで振動振幅に応じた電圧を出力する。素子の共振周波数は 60Hz に調節した。Q 値を算出したところ、約 75 であった。Fig. 2 に等価回路図を示す。二つの圧電振動子それぞれから得られた電圧をダイオード、キャパシタで整流平滑化している。また、トランジスタで 2 つの振動子を電氣的に結合して、一つ目の振動子からの出力によって二つ目の振動子の出力が変調されるようにした。入力信号として 1000 個の 0 と 1 のランダムビット列を生成し、それに応じて振幅を変調させた 60Hz の交流電流を平行電線に入力した。Fig. 3 に 3A の電流を入力した際の Parity Check(PC)タスクにおける決定係数 R^2 の delay 依存性を示す。 R^2 の総和である PC Capacity (PCC)は 1.87 であった。講演では、実践的なタスクの結果も加えて詳しく議論する。

【謝辞】本研究は岩谷科学技術研究助成の支援により実施されました。

【参考文献】

- [1] C. Du, et al., Nat. Commun. 8, 2204 (2017)
- [2] S. Kan, et al., Adv. Sci. 9, 2104076 (2021)
- [3] T. Mizumoto, et al., 35th IEE MEMS, 487 (2022)
- [4] T. Yoshimura, et al., Jpn. J. Appl. Phys. 58 SLLD10(2019)

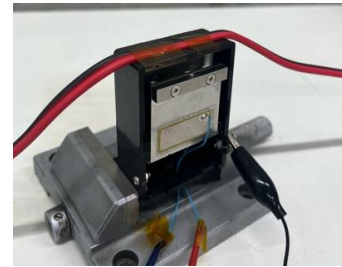


Fig. 1 Piezoelectric AC sensor.

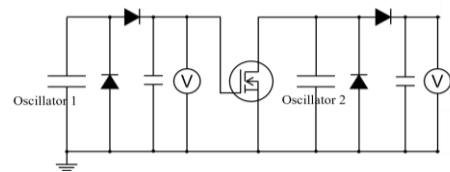


Fig. 2 Equivalent circuit of RC system using piezoelectric oscillator.

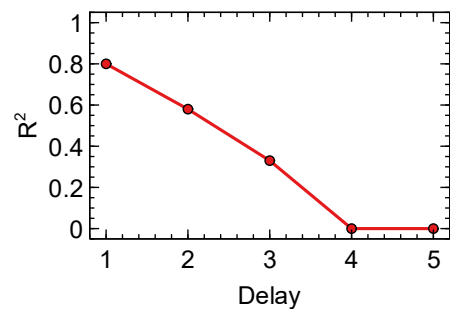


Fig. 3 Coefficient of determination for PC task