PRESS RELEASE

東京大学

物理深層学習を高効率化する新たな学習法とアーキテクチャを開発

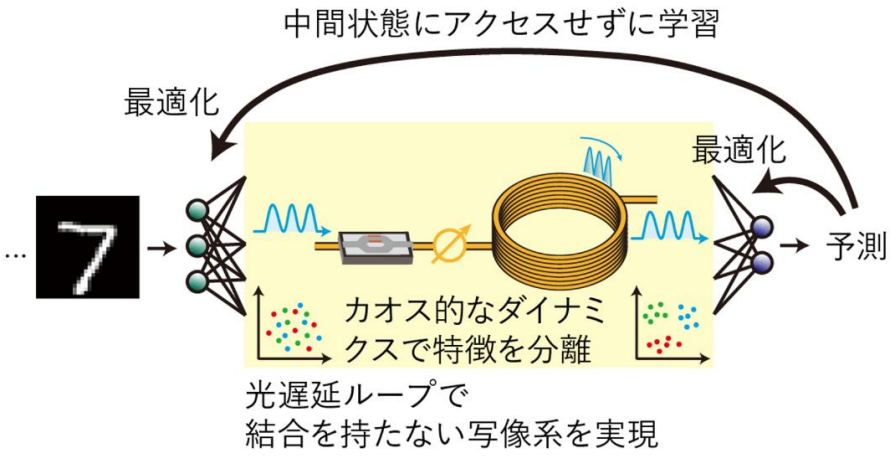
――光ダイナミクスを活用した省資源でスケーラブルな深層学習を実証――

発表のポイント

◆複雑な内部結合を必要としない「単一写像アーキテクチャ」と、新たな学習アルゴリズムを組み合わせ、シンプルで高効率、かつ拡張性の高い物理深層学習の枠組みを提案しました。

◆従来の深層ニューラルネットワークと同等以上の認識性能を保ちながら、計算量と学習可能なパラメータ数を最大約 90%削減しました。光と電気を組み合わせた実機実験でも、その有効性と実装可能性を確認しました。

◆現代的な深層学習モデルに組み込んだ場合も、認識性能を向上させながら必要な計算資源を約 40%削減しました。省エネルギーで拡張性の高い次世代の物理知能計算システムへの応用が期待されます。



光のダイナミクスを利用した画像認識と学習の概念図

概要

東京大学大学院情報理工学系研究科の張 永博大学院生、井上 克馬助教、國吉 康夫教授（同大学次世代知能科学研究センター長兼任）、中嶋 浩平准教授（同大学次世代知能科学研究センター准教授兼任）、NTT 株式会社との共同研究グループは、少ない計算資源で高い性能を実現する、新たな物理深層学習フレームワーク（注 1）を開発しました。

提案フレームワークは、過渡カオス（注 2）、分岐点（注 3）近傍で見られる特徴を活用することで、優れた認識性能と高い計算効率の両立を目指すものです。従来の深層ニューラルネットワークと比べて、性能を維持または向上させながら、計算量と学習可能なパラメータ数を最大約 90%削減しました。

また、光と電気を組み合わせた実機実験でも、従来手法に匹敵する性能を達成し、本フレームワークが実際の物理システム上でも有効に機能する可能性を示しました。さらに、この考え方を現代的な深層学習モデルに組み込んだところ、認識性能を向上させつつ、必要な計算資源を約40%削減できることも確認しました。

これらの成果は、従来モデルで知られていた性能と計算量の関係を超える可能性を示すものであり、深層学習モデルの新しい設計指針につながると考えられます。本フレームワークは、さまざまな物理系にも応用できる可能性があり、省エネルギーで拡張性の高い次世代の物理知能計算システムの構築に貢献することが期待されます。

発表内容

＜研究の背景＞

深層学習モデルの大規模化に伴ってその性能は向上し続けていますが、学習と推論に必要なエネルギーおよびハードウェア資源も急増しています。この計算上のボトルネックを打破するため、光学系、電子回路、スピントロニクス系などの物理系を情報処理に利用する物理ニューラルネットワーク（注 4）が広く注目されています。なかでも光学系は、高速な信号伝搬、複数の情報を同時に扱いやすく、高いエネルギー効率といった利点を備えており、高効率な計算システムを構築するための重要なプラットフォームとして期待されています。しかし、既存の物理ニューラルネットワークの多くは、従来のデジタルニューラルネットワークのアーキテクチャと学習方式をハードウェア上で再現しようとするため、多数のパラメータを精密に調整し、複雑な制御システムを用いる必要があります。とりわけ光学プラットフォームでは、このような複雑な学習・制御過程が、速度とエネルギー効率に関する本来の利点を相殺する可能性があります。こうした課題を背景として、従来のデジタルニューラルネットワークのアーキテクチャや学習方式への依存を減らし、物理系固有のダイナミクスをより直接的に計算へ活用する、別の物理計算の方向性が模索されています。リザバー計算（注 5）は、通常、内部パラメータをランダムに初期化した後は固定し、系自身の非線形ダイナミクスを情報処理に活用するため、この方向性に自然に適合し、多様な物理プラットフォームにも実装しやすいという特長があります。

その一方で、既存のリザバー計算は依然として学習上のボトルネックを抱えています。出力層のみを学習する方法は実装が容易であるものの、性能とスケーラビリティに限界があります。これに対し、誤差逆伝播法（注 6）を用いる方法は性能を向上できる一方、誤差信号をネットワークの層および時間ステップに沿って逐次的に伝播させ、システムの反復過程におけるすべての中間状態を保存・読み出す必要があるため、物理実装に大きな困難と負担をもたらします。また、リザバーは一般に全結合型の内部構造を用いており、この構造は豊かなダイナミクスを生成できる一方、その学習と実装にはリザバー内の詳細なネットワーク情報が必要であり、反復過程では多数の行列-ベクトル演算も発生します。このため、計算効率と物理実装の観点から、さらに最適化できる余地があります。したがって、高性能、高い学習効率、および物理実装可能性を兼ね備えた学習法を開発すること、ならびに、ダイナミクスの情報処理能力を維持しながらシステム構造を簡略化し、計算効率の向上と資源消費および実装の複雑さの低減を図ることが、スケーラブルな物理深層学習フレームワークを構築する上での重要な課題となっています。

＜研究内容・将来の展望＞

東京大学大学院情報理工学系研究科 國吉・中嶋研究室の張 永博大学院生、井上 克馬助教、國吉 康夫教授、中嶋 浩平准教授、およびNTT先端集積デバイス研究所の中島 光雅特別研究員らの共同研究グループは、上述した学習と実装に関する課題に対し、状態スキップ・ダイレクト・フィードバックアライメント（SS-DFA）と呼ばれる学習法、および互いに非結合な一次元非線形写像から構成される単一写像アーキテクチャを提案しました。さらに、両者を統合することで、シンプルで高効率かつスケーラブルな物理深層学習フレームワークを構築しました（図 1）。従来の時間を通した誤差逆伝播法では、出力誤差をネットワークの層および時間ステップに沿って順次逆方向に伝播させ、システムの反復過程におけるすべての中間状態にアクセスする必要があります。これに対し、SS-DFAは、固定されたランダム写像を用いて、最終出力から得られる大域的な誤差情報を学習対象となる各層へ直接伝達し、システムの初期状態と限られたシステム情報のみを用いてパラメータを更新します。これにより、層および時間ステップに沿った誤差信号の逐次的な伝播を断ち切り、すべての中間状態へのアクセスを省略することで、学習過程を大幅に簡略化し、物理実装上の負担を軽減します。一方、SS-DFAによるパラメータ更新には、依然としてシステムのトポロジー情報が用いられます。そこで研究グループは、学習時に必要となる正確なシステム情報をさらに削減すると同時に、システム自体の構造を簡略化するため、単一写像アーキテクチャを提案しました。本アーキテクチャは、密な内部結合を互いに非結合な一次元非線形写像の反復で置き換えることで、明示的で複雑なネットワーク結合への依存をなくし、各反復における行列-ベクトル積をスカラー演算へと簡略化します。SS-DFA と組み合わせることで、学習時に必要となるのはシステムの初期状態のみとなり、誤差伝播、システム構造、および計算過程を同時に簡略化できます（図1）。

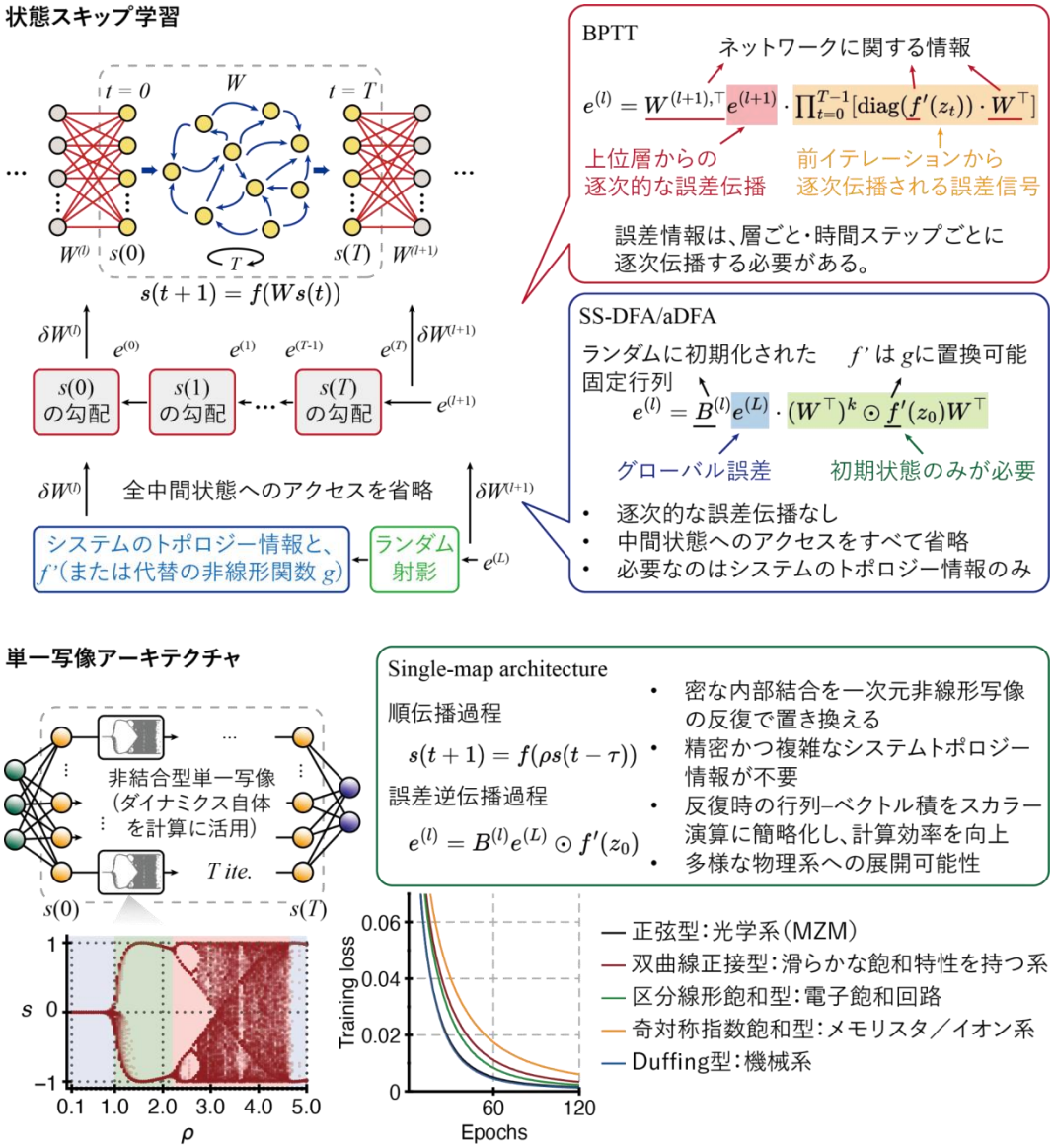
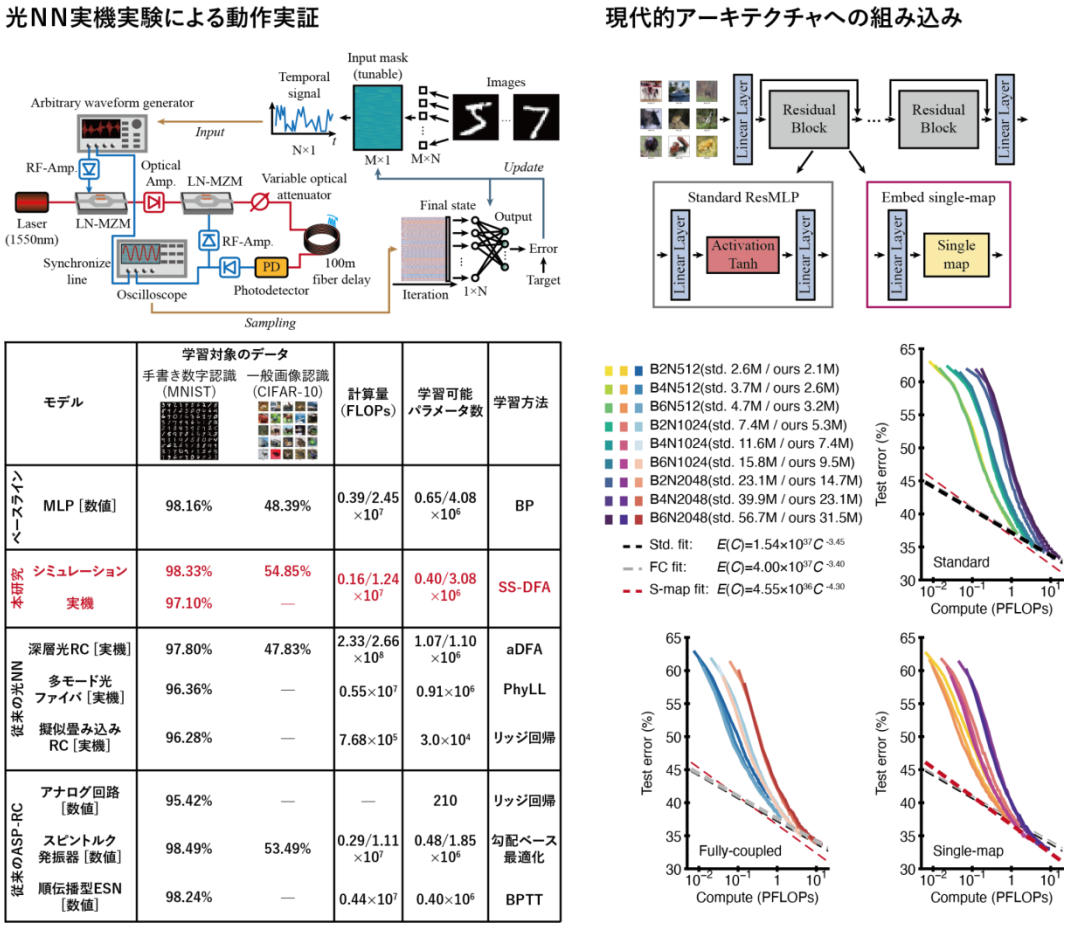


図 1：状態スキップ学習法と単一写像アーキテクチャの概念図

上段は、従来の BPTT と SS-DFA を比較し、SS-DFA が逐次的な誤差伝播と中間状態へのアクセスを省略できることを示しています。下段は、密な内部結合を互いに非結合な一次元非線形写像の反復で置き換える単一写像アーキテクチャと、その分岐特性および多様な非線形モデルへの適用可能性を示しています。

提案フレームワークは、過渡カオスおよび分岐点近傍のダイナミクス特性を活用することで、優れた性能と高い計算効率を両立しました。従来の深層ニューラルネットワークと比較して、計算量および学習可能パラメータ数をいずれも最大約 90%削減できます。研究グループは、光電気物理系を用いた実機実験も行い、競争力のある性能を達成することで、本フレームワークの有効性、計算効率、および物理実装の実現可能性を実証しました（図 2）。



	モデル	学習対象のデータ 手書き数字認識 (MNIST)	学習対象のデータ 一般画像認識 (CIFAR-10)	計算量 (FLOPs)	学習可能パラメータ数	学習方法
ベースライン	MLP [数値]	98.16%	48.39%	0.39/2.45 ×10^7	0.65/4.08 ×10^6	BP
本研究	シミュレーション	98.33%	54.85%	0.16/1.24 ×10^7	0.40/3.08 ×10^6	SS-DFA
本研究	実機	97.10%	—			
従来の光NN	深層光RC [実機]	97.80%	47.83%	2.33/2.66 ×10^8	1.07/1.10 ×10^6	aDFA
従来の光NN	多モード光ファイバ [実機]	96.36%	—	0.55×10^7	0.91×10^6	PhyLL
従来の光NN	擬似畳み込みRC [実機]	96.28%	—	7.68×10^5	3.0×10^4	リッジ回帰
従来のASP-RC	アナログ回路 [数値]	95.42%	—	—	210	リッジ回帰
従来のASP-RC	スピントルク発振器 [数値]	98.49%	53.49%	0.29/1.11 ×10^7	0.48/1.85 ×10^6	勾配ベース最適化
従来のASP-RC	順伝播型ESN [数値]	98.24%	—	0.44×10^7	0.40×10^6	BPTT

図 2：提案フレームワークの光ニューラルネットワーク実機検証と現代的な深層学習アーキテクチャへの組込み

左側は、光電気実験システムと、提案手法、従来モデルおよび既存の物理ニューラルネットワークとの性能・計算量・学習可能パラメータ数の比較を示しています。右側は、単一写像アーキテクチャを ResMLP に組み込んだ構成とそのスケーリング則を示しています。単一写像を組み込んだモデルは、性能向上と資源削減を両立し、従来モデルより優れたスケーリング特性を示しています。

研究グループは、単一写像アーキテクチャを現代的な深層学習モデルにも組み込みました。過渡的な膨張ダイナミクスによる性能向上と、シンプルな非結合構造による高い資源効率の双方により、性能を向上させながら必要な計算資源を約 40%削減し、従来モデルに見られるスケーリング則（注 7）を打破しました。同じ計算資源の下で、従来モデルのスケーリング関係から予測される水準を上回る性能を達成し、新たな性能と計算量の関係を確立しました。この結果は、内在的な膨張特性を持つシンプルな非結合型一次元ダイナミクスでも競争力のある性能を実現できることを示しており、高効率かつスケーラブルな深層学習アーキテクチャの構築に向けた新たな設計の視点を提示しています（図 2）。加えて、本フレームワークは、異なる物理的背景に基づく複数の非線形モデルに対して良好な適用性を示し、多様な物理系へ応用できる可能性を示しました（図 1）。今後、より複雑な現代的深層学習アーキテクチャへ拡張するとともに、さらに多くの物理プラットフォーム上で実機検証を進めることで、高効率・省資源でスケーラブルな物理知能計算システムの発展に貢献することが期待されます。

〇関連情報：

「身体に宿る“知能”を活かすミズクラゲサイボーグ
―小さな AI モデルによる泳ぎの予測に成功！―」（2025/5/26）
https://www.i.u-tokyo.ac.jp/news/press/2025/202505262595.shtml

発表者・研究者等情報

東京大学
大学院情報理工学系研究科　知能機械情報学専攻
張　永博　博士課程大学院生
井上　克馬　助教
中嶋　浩平　准教授
兼任：同大学東京大学次世代知能科学研究センター　准教授
國吉　康夫　教授
兼任：同大学東京大学次世代知能科学研究センター　センター長

NTT 株式会社
先端集積デバイス研究所
中島　光雅　特別研究員
橋本　俊和　上席特別研究員

論文情報

雑誌名：Nature Computational Science
題　名：Scalable physical deep learning using optical dynamics with state-skipping training and single-map architecture
著者名：Yongbo Zhang*, Mitsumasa Nakajima, Katsuma Inoue, Toshikazu Hashimoto, Yasuo Kuniyoshi, and Kohei Nakajima*(*:責任著者)
DOI：10.1038/s43588-026-01075-w
URL：https://www.nature.com/articles/s43588-026-01075-w

研究助成

本研究は、科研費（課題番号：25H01134、JP22K21295）、JST CREST「力学系理論に基づく物理リザバー計算能力 の強化（課題番号：JPMJCR2014）」、NEDO（課題番号：JPNP14004）の支援により実施されました。

用語解説

（注 1）深層学習フレームワーク／深層学習（Deep learning）／深層ニューラルネットワーク
人間の脳の神経回路を模したニューラルネットワークを多層化し、大量のデータから特徴や規則性を段階的に学習する機械学習の手法です。本稿における「深層学習フレームワーク」は、深層学習を実現するためのモデル構造、学習方法、計算手順などを組み合わせた仕組みを指します。

（注 2）過渡カオス（Transient expanding）
過渡カオスとは、有限時間において、互いに近い状態間の差が拡大し、初期状態に対する感度が一時的に高くなるダイナミクスを指します。

(注 3) 分岐点 (Bifurcation point)
分岐点とは、システムパラメータの変化に伴い、安定状態、周期状態、カオス状態など、ダイナミクスの性質が定性的に変化する遷移点を指します。

(注 4) 物理ニューラルネットワーク (Physical neural network)
物理系をニューラルネットワーク (NN) の計算素子として活用する情報処理フレームワークの一種です。電流、磁気モーメント、構造変位、光強度など、さまざまな物理量の変化を NN の計算過程として捉え、情報処理を行います。物理系内部の構造的な結合がニューロン間の相互作用に、非線形応答がニューロンの非線形性にそれぞれ対応します。

(注 5) リザバー計算 (Reservoir computing)
リザバーと呼ばれる非線形力学系のダイナミクスを利用して、入力情報を高次元の状態へ変換する機械学習の枠組みです。一般にリザバー内部のパラメータはランダムに初期化した後は固定され、限られた部分のみを学習するため、多様な物理系に実装しやすいという特長があります。

(注 6) 誤差逆伝播法 (BP : Backpropagation)
深層学習で最も広く用いられている学習アルゴリズムです。出力と正解との誤差をネットワークの後方へ伝播させながら、各層の重み (パラメータ) に対する勾配を求め、誤差が小さくなるように重みを更新します。時間発展を伴うモデルでは、その拡張である時間を通した時間を遡る誤差逆伝播法 (BPTT : Backpropagation through time)が用いられ、誤差信号をネットワークの層および時間ステップに沿って逐次的に伝播させるため、各時間ステップの中間状態を保存・参照する必要があります。また、逆伝播過程では、重み行列の転置演算や非線形関数の微分演算も必要となるため、アナログ演算や物理ハードウェア上での実行は一般に困難です。

(注 7) スケーリング則 (Scaling law)
モデルの性能が、モデル規模や計算量などの計算資源の増加に伴ってどのように変化するかを表す規則的な関係です。本研究では、モデルの規模を変化させたときの性能と計算量の関係を用いて、提案モデルと従来モデルのスケーラビリティを比較しています。