リザバー計算と深層学習のフォトニック・アクセラレーション

Photonic accelerators for reservoir computing and deep learning

金沢大¹, JST さきがけ² ⁰砂田哲^{1,2}, 古畑玄貴¹, 新山友暁¹

Kanazawa Univ.¹, JST PRESTO², S. Sunada^{1,20}, G. Furuhata¹, T. Niiyama¹

E-mail: sunada@se.kanazawa-u.ac.jp

昨今の人工知能(AI)技術の進展により、AI 処理の基盤となるコンピュータハードウェア及び計 算原理の創出が望まれている。情報の担い手を光に変えた光ニューロコンピューティングはAI 処 理における高速性,消費電力等の点で強みがあると指摘されており、最近のフォトニクス集積技 術の進展及び機械学習理論の発展に伴い、注目を集めている[1]。本講演では、AI 技術の中核で あるニューラルネット処理を加速させる2つのフォトニック・アクセラレーターを紹介する。1 つはリザバー計算という再帰型ニューラルネット処理を光で実行可能な光リザバー集積回路であ り、これにより数+TOPs/Wに相当する高速演算が可能となることを報告する。2つ目は深層学習 的な処理を実行可能な光電気遅延システムである。これは最適制御に基づく新しい学習方法によ って、少数の制御パラメータで深層学習的な処理を可能にする。

光リザバー計算: リザバー計算は再帰型ニューラルネットワーク(RNN)の一種であるが,基本的なRNNに比べて学習コストが低く,物理システムへの実装が容易であるという利点がある。リザバー計算の重要な点は,リザバー層における高次元の特徴空間へのマッピング処理であるが,それは非常に大きな計算負荷となっている。本研究では,その高次元空間へのマッピングを光の速度で並列分散的に実行可能な光リザバーをシリコンフォトニクス技術を用いて作製したので報告する。図1(a)に示すように,本光リザバーチップはスパイラル型の結合マルチ導波路構造を採用しており,その面積は4mm²以内である。この構成において,(擬似)ランダム行列との積和演算及び非線形の活性化に相当する演算が光伝搬に伴い自然に実行できる。また,隣接する導波路間の結合及び分散の効果により時系列解析に重要なメモリ効果を与えることができる。なお,本光リザバーチップでは,従来の遅延型光リザバーと異なり,空間的にニューロンを大規模に配置できるため,処理速度とニューロン数とのトレードオフはなく,並列処理も可能である。ベンチマークとして利用されるSanta-Feレーザーカオス時系列信号の予測タスクにおいては,10mWのレーザにて(実効的な)光ニューロン数 65,12.5 GHz のレートにおいて NMSE 0.06 であった[図1(b)]。このレートでの処理は5.2TFLOPs/nWの処理に相当する。また,本チップでは光の他の自由度(波長,偏光等)を用いれば,独立したタスクの並列処理も可能となる[2,3]。

深層学習的処理: リザバー計算はリザバー層での重みを固定するため,物理実装が容易であ り学習コストが低く抑えられるというメリットはあるが,深層学習のように高度な処理に対応で きるには至っていない。一方,深層学習は高度な処理を可能にするが多くの重みパラメータを制 御する必要がある。本講演では,深層学習の情報伝搬を力学系の時間発展とみなし最適制御によ って情報制御(学習)する方法に基づく,光電気遅延型・深層学習システムを紹介する[4]。これ のシステムでは,遅延ネットワークの時分割多重化によって,少数個の重みパラメータ(制御信 号)で深層学習的効果が得られることを示す。



Fig.1: (a) Silicon photonic reservoir chip. (b) Spatiotemporal dynamics of reservoir outputs driven by chaos data (upper part) and the results of one-step-ahead prediction (bottom part).

References: [1] M. A. Nahmias et al. Optics & Photonics News 29, 34 (2018). [2] S. Sunada and A. Uchida, Sci. Rep. 9, 19078 (2019. [3] S. Sunada *et al.*, Opt. Express 28, 30349 (2020). [4] G. Furuhata *et al.*, arXiv:2012.08761.