

光リザーバコンピューティング

小脳を模すニューラルネットを光回路で実現 高速・低消費電力なAI処理に道拓く

NTT先端集積デバイス研究所は、光通信に関する研究開発で培った技術を「リザーバコンピューティング」と呼ばれる新しいAIシステムに応用する取り組みを進めている。光リザーバコンピューティングを実現できれば、従来ディープニューラルネットワークなどで実現していたAI処理を高速化・低消費電力化できる。2018年5月開催のレーザーと電子光学に関する国際会議「CLEO」において同研究所が発表した光リザーバコンピューティングについての最新の研究成果を紹介する。

新たなAI方式として注目される リザーバコンピューティング

近年、脳の構造を模倣した「ニューラルネット」を使ったAI技術の研究開発が活発に進められている。例えば、多層的な構造を持つディープニューラルネットワークを使った深層学習によって物体認識をする技術などが盛んに研究されている。

従来のニューラルネットは主に「大脳」を模倣するものだった。深い学習によって、多少時間がかかっても良いので多数の要素が関係する高度な処理を実現しようとするものである。これに対し、浅いが速い学習をする「小脳」を模した新しいニューラルネットの利用方法が2000年代に考案された。これを「リザー

バコンピューティング」(図1)という。

ニューラルネットでは、各ノード(神経細胞に相当)において、そのノードに入力された信号に重みを付け、適当な非線形関数を通して出力して次のノードに伝播させる。この重み付けを、入力信号に対して適切な出力信号が得られるように変更することが学習に相当する。従来のニューラルネットでは基本的にすべてノードで重み付けを変更していた。リザーバコンピューティングでは中間層=リザーバ層では重み付けを変更せず、出力層の



NTT先端集積デバイス研究所 光電子融合研究部
[左から] 主席研究員 重松 智志氏、研究員 中島 光雅氏
主幹研究員 橋本 俊和氏

みで重み付けを変更することで学習を行う。イメージとしては、リザーバ層では、多種多様な出力信号のみを発生させて、この部分はあえて固定的なものとし、出力層で、それらの信号に重み付けを行うことで必要な信号をピックアップして重ね合わせ、期待する出力を得る、という仕組みである。

「ディープニューラルネットワークにおける学習は非常に複雑で、適切な学習をするには職人芸が必要でした。それに対してリザーバコンピューティングの学習は、目的の出力が得られるように出力層のパラメータを変化させるだけなので簡単です。ディープニューラルネットワークで実現していたような深い学習による高度な判断は得意ではありませんが、リザーバ層のノードを増やすなどして生成する出力信号の多様性

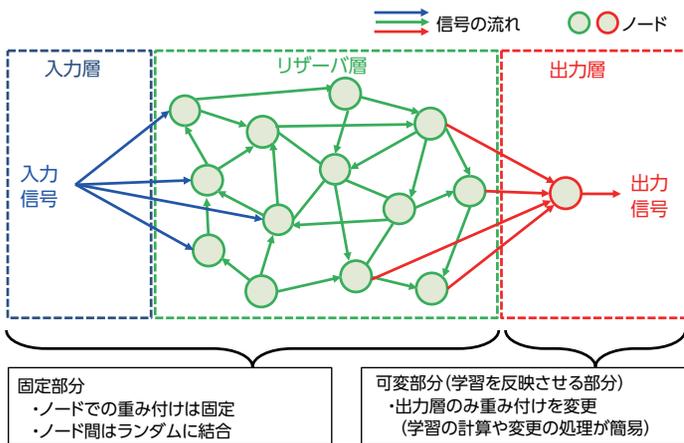


図1 リザーバコンピューティングの概要

を向上させていけば、複雑な処理にも対応できると考えています。」(光電子融合研究部 研究員 中島 光雅氏)

このリザーバコンピューティングを光回路で実施することで、電子回路を超える高速かつ低電力での演算処理を実現できる。

リザーバコンピューティングでは入力層とリザーバ層の処理は固定的で、光回路によって比較的容易に実装できる。また、リザーバ層で多様な信号を生成するための「演算」は光をループ中に伝播させることで実現できるため、超高速処理が可能である。また、波長や位相、偏波方向に情報を並べることで、同一の光回路内で大規模な並列演算ができる。加えて、光回路には抵抗がないために配線電力が原理的にゼロであり、演算もすべて光の干渉によってなされるので、超低電力での演算処理が可能である。これらは、通信用の光デバイス技術の適用によって、大規模かつ小型に実装できる。

時系データの高速な予測を実証 今後は信号補償などに展開

NTT 先端集積デバイス研究所は、2017 年度から光リザーバコンピューティングの研究開発に本格的に取り組み始めた。

最初のステップとして、単一波長光で動作する装置(図2)を試作した。試作装置のポイントは3つある。1つめは、コヒーレント送受信機を使うことで、複素空間での光リザーバコンピューティングを実現したこと。これによって、位相空間に情報を並列化させることが可能である。今後は、波長や位相、偏波を利用す

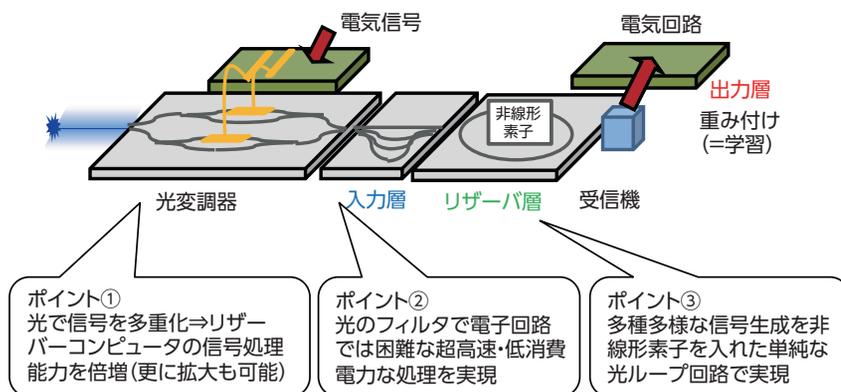


図2 試作した光リザーバコンピューティング実験装置の構成とポイント

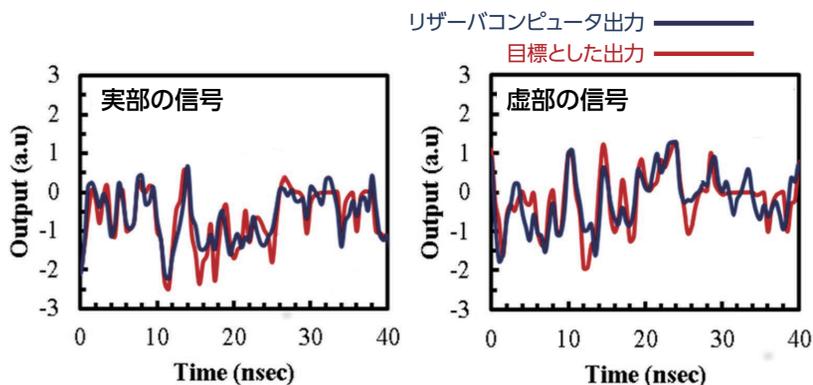


図3 標準問題を用いた試作装置の評価結果
(複素平面 [位相と振幅] 上の信号として計算=実部・虚部2系統の信号を処理)

ることで、更なる大規模並列化が可能になる。2つめは、光のフィルタを採用して入力層で電気回路を使わずに済むようにしたこと。「従来の光リザーバコンピューティングでは、入力層で電気回路を併用していました。これを不要にしたことで、さらに高速かつ低消費電力な処理を実現できます。」(中島氏)

3つめのポイントは、リザーバ層をループ状の光回路用い、その中に半導体光増幅器(SOA)を入れたこと。これにより、巡回する光信号の間に非線形な相互作用を発生させ、リザーバ層に求められる多様で複雑な信号を生成するという機能を、シンプルな構成で実現している。

時系列データ予測の性能評価の標

準問題(NARMA10)を用いて試作装置を評価した(図3)。「過去のデータから予測を行い、平均二乗誤差0.18という比較的良好な近似をナノ秒オーダーで実現できました。これは従来の光リザーバコンピュータやCPUでの処理に比べて約3~4桁速い結果で、大きな可能性を示したものだと言えます。」(中島氏)

今後は、光リザーバコンピューティングの高速性・低電力性を生かした実用化を目指すという。「展開の1つとして、高速光通信の信号歪みの補償に適用することを考えています。現段階ではシミュレーションのみですが、良好な結果が得られています。」(中島氏)