MIT論文　訳

ノイマン式のコンピュータは人間の脳と比べて、エネルギーを多く必要とし、効率も悪い。

ビッグデータを扱い、データ量が増えるにつれてコンピュータの学習能力を向上させることはより重要になっている。

例えば、Siriのような言語認知ソフトはそのモバイルハードウェアでは負荷が大きすぎるのでクラウドで実行されている。(リアルタイムの画像処理はもっと要求されているタスクだ)

ノイマン式コンピュータアーキテクチャのニューラルネットワークの欠点を治すために最近の研究はニューラルネットのスピードや電力効率を向上させるため、タスクに合わせて設計されたASICやFPGAのような電気的なアーキテクチャを改良している。電気信号によるニューラルネットワークの性能は上がってきており、電気と光をハイブリッドさせたシステムも研究されてきている

しかしながら、それらのコンピュータの計算速度や電力効率は電気回路の周波数や抵抗による損失により制限されている

全光ニューラルネットワークは期待できる新しいアプローチだ

光ネットワークの中で線形変換(や一部の非線形変換)は光の速度で実行され、100GHz以上で感知される。また必要最低限の電力消費しか起こらないときもある

例えば一般的なレンズは電力を消費せず、フーリエ変換を実行でき、いくつかの行列計算も電力を消費せず実行できる

しかしながら、レンズやファイバーのような素子を使ってそのような変換をすることは位相の安定性や多くのニューロンを必要とすることから障壁がある

集積光デバイスがその問題を解決する

ここで、私たちはオンチップのコヒーレント光ニューラルネットワークを提案し、母音認知のデータセットを使い計算してみる

これにより、全接続ニューラルネットワークを使い従来のディジタルコンピュータと同等の精度を達成した

いくつかの条件下で光ニューラルネットワークが最低でも2桁以上早く伝播でき、ニューラル数に比例した電力消費をすることを示す

この特徴はニューラルネットワークの大半を行列積が占め、それを光デバイスがかなりの電力効率で実行できることから生じる

全光ニューラルネットワークは非線形性が必要とされないため、実現できると思われる

ANN(artificial neural network)は入力層と隠れ層と出力層から構成されており、それぞれの層で情報は線形結合(例えば行列積)とそのあとの非線形活性化関数により伝播する

ANNはトレーニングデータを入力層に入力することで学習でき、前方伝播により出力層で計算される。それぞれの行列の重みは誤差逆伝播により調整されていく

ONN(optical neural network)は図1のように描かれる