

# 令和元年度 情報工学コース卒業研究報告要旨

片桐 研究室	氏 名	山 梨 祥 平
卒業研究題目	外乱のある環境での分散深層学習の性能評価	
<p>深層学習とは Deep Neural Network (DNN) と呼ばれる計算モデルを用いた機械学習手法であり、画像認識、音声認識、自然言語処理の諸問題に対して高い認識精度を示したことで近年注目を集めている。しかし、現状深層学習は十分な認識精度を得るために DNN 構造の決定や学習時のハイパーパラメータの決定に試行錯誤を必要としているため学習に膨大な時間がかかる。そのうえ精度を高めるために、より大規模な構造の DNN モデルが研究・開発されており、その学習時間は日々増加している。したがって、深層学習の高速化を目指す研究が盛んに行われている。</p> <p>高速化の手法の一つに分散深層学習 (Distributed Deep Learning) がある。分散深層学習とは深層学習の学習処理を複数の演算器に分割することで高速化を目指す手法である。特に複数の GPU を用いて行われる同期型データ並列の分散深層学習では、各 GPU デバイスに DNN モデルを複製し、異なるデータを入力として損失関数の勾配を求めた後、それぞれの勾配を同期処理 (AllReduce 通信) によって集約する。そして、集約された勾配から平均を求め、その平均を全体の勾配として各デバイスのモデルに適用することで学習経過をデバイス間で共有することができる。これによって同時に学習できるバッチサイズを増加させることで学習の高速化を実現している。</p> <p>大規模な分散深層学習を行う計算環境としては GPU が搭載されたスーパーコンピュータや GPU クラウドが多く使われる。特に GPU クラウドは非常に多くの利用者により計算資源が共有されるため、ある利用者による通信が他の利用者にとって外乱となり演算性能低下を引き起こす恐れがある。また、半導体の製造ばらつきや冷却具合の差により性能に個体差が生じることもある。以上から、AllReduce 通信が頻繁に行われる同期型データ並列の分散深層学習を GPU クラウド上で実行すると外乱の影響を受けやすいと考えられる。そこで本研究では分散深層学習の学習時間に外乱がもたらす影響を調べるために、NCCL ベンチマークを通信外乱と見立てて CNN を実行し、その学習時間と AllReduce 通信の通信時間について評価を行った。</p> <p>この実験では、NCCL のベンチマークである NCCL Tests を我々の用途に合わせて変更したものを外乱として用いている。この NCCL Tests を実行すると <code>ncclAllReduce</code> が一定の間隔で繰り返し実行されるため、この通信が TensorFlow の AllReduce 通信に干渉して CNN の実行時間に影響が出るのではないかと考えられる。</p> <p>今回の実験では以下の 3 つの状況で CNN を実行して評価を行った。</p> <ol style="list-style-type: none"><li>(1) 外乱がない状態</li><li>(2) <code>ncclAllReduce()</code> をコメントアウトした NCCL Tests を外乱とした状態</li><li>(3) NCCL Tests を外乱とした状態</li></ol> <p>NCCL Tests は正確には通信だけではなくわずかな計算も行っているため、その計算の影響も考える必要がある。そこで通信の影響のみを調査するために、NCCL Tests 内で AllReduce 通信を呼び出す <code>ncclAllReduce()</code> をコメントアウトした (2) を用意した。これにより (2) の評価結果と (3) の評価結果を比較することで通信の影響のみを評価することができると考えた。</p> <p>名古屋大学情報基盤センターで試験的に運用されている GPU サーバ <code>sx40</code> にて実験を行った結果、外乱がない場合と比較して、外乱の影響で CNN の学習時間、AllReduce 通信時間ともに増大することが確認できた。</p>		