

はじめに
並列分散処理
ディープラーニング
使用するライブラリ
サンプルプログラムの実行
機械学習による超解像
超解像プログラムの並列化
まとめ

Apache Sparkによるディープラーニング の並列分散処理

安藤 祐斗

富山県立大学 情報基盤工学講座
t815008@st.pu-toyama.ac.jp

July 2, 2021

本研究の背景

2/14

背景

機械学習の手法の一つであるディープラーニングは、近年の進歩により、画像認識などにおいての認識精度の向上、自動運転、医療研究などの幅広い分野での活用がされている。



図 1: ディープラーニングの例（歩行者検知）

はじめに

並列分散処理

ディープラーニング

使用するライブラリ

サンプルプログラムの実行

機械学習による超解像

超解像プログラムの並列化

まとめ

研究の目的

3/14

目的

本研究では,Apache Spark の並列分散処理機能を使いディープラーニングを実行する.

次に, この二つの組み合わせによって得られる優位性や, 既存のプログラムにはない新規性を確認する.

はじめに

並列分散処理

ディープラーニング

使用するライブラリ

サンプルプログラムの実行

機械学習による超解像

超解像プログラムの並列化

まとめ

はじめに

並列分散処理

ディープラーニング

使用するライブラリ

サンプルプログラムの実行

機械学習による超解像

超解像プログラムの並列化

まとめ

Apache Spark とは

大量のデータを複数のコンピュータで処理を行う、並列分散処理を可能としたソフトウェア。

複数のサーバーでデータを格納するファイルシステムである HDFS (Hadoop Distributed File System) と、格納されたデータを繰り返し加工し処理する RDD という分散データセットによって構成されている。



図 2: Spark の構成

はじめに
並列分散処理
ディープラーニング
使用するライブラリ
サンプルプログラムの実行
機械学習による超解像
超解像プログラムの並列化
まとめ

ニューラルネットワークとディープラーニング

ニューラルネットワークとは、神経細胞（ニューロン）と神経回路網（シナプス）で構成された、人間の脳神経を模倣した数理モデルである。ニューラルネットワークは入力層、中間層、出力層の3つの層に分けられ、この中のさまざまな計算を行う中間層が、3層以上のニューラルネットワークを用いた手法をディープラーニングと呼ぶ。中間層を多く用いることによってより複雑な分析ができる、データの特徴を抽出することができる。

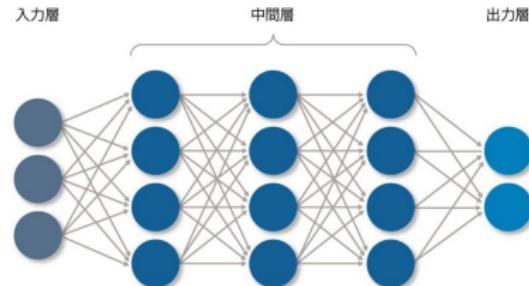


図 3: ニューラルネットワーク

BIGDL とは

Spark によるディープラーニングの分散処理を容易にするライブラリである。

現在, BIGDL の公式サイトに則り, 使い方を勉強中です.

はじめに

並列分散処理

ディープラーニング

使用するライブラリ

サンプルプログラムの実行

機械学習による超解像

超解像プログラムの並列化

まとめ

サンプルプログラムの概要

7/14

はじめに

並列分散処理

ディープラーニング

使用するライブラリ

サンプルプログラムの実行

機械学習による超解像

超解像プログラムの並列化

まとめ

最初に, 画像からパターンや物体の認識に最も利用されている, 疊み込みニューラルネットワークの一つである LeNet5 をベースに構築し, MNIST と呼ばれる手書き画像のデータセットを用いて学習をさせる. 次に, 学習で作成したモデルのテストを行い, 正確性を確認する. Spark を使い, これらを分散処理させる.

結果

8/14

4台のPCでサンプルプログラムの実行を行った。

合計のコア数は8, メモリ数は9.4GB

スレイブにそれぞれ2コア, メモリを2GBずつ与えている。

```
2021-05-10 17:15:04 INFO DistriOptimizer$:180 - [Epoch 15 60000/60000][Iteration 28125][Wall Clock 1898.373815905s] Loss is (Loss: 442.4443, count: 10000, Average Loss: 0.04424443)
```

図4: かかった時間(4台)

```
Top1Accuracy is Accuracy(correct: 9857, count: 10000, accuracy: 0.9857)
```

図5: テスト結果(4台)

下はPC2台で実行したときで, スレイブにそれぞれ2コア, メモリを2GBずつ与えている。

```
2021-05-07 03:18:53 INFO DistriOptimizer$:180 - [Epoch 15 60000/60000][Iteration 112500][Wall Clock 13824.818030905s] Loss is (Loss: 408.97772, count: 10000, Average Loss: 0.04089777)
```

図6: かかった時間(2台)

```
Top1Accuracy is Accuracy(correct: 9871, count: 10000, accuracy: 0.9871)
```

図7: かかった時間(2台)

超解像とは

- ・静止画や動画を入力とし、高解像度化して出力する技術
- ・ディープラーニングを応用した SRCNN や SRGAN, DCGAN などの手法がある。



図 8: 高解像度化の例

はじめに

並列分散処理

ディープラーニング

使用するライブラリ

サンプルプログラムの実行

機械学習による超解像

超解像プログラムの並列化

まとめ

超解像の実装 (SRGAN)

10/14

実際に Web サイトに載っていた超解像のプログラムを PC1 台で実行してみました。

超解像手法

SRGAN (Super-Resolution Generative Adversarial Networks) : 敵対的生成ネットワークを用いて低解像度画像から高解像度画像を生成する技術。

評価指標

PSNR(Peak signal-to-noise ratio): ピーク信号対雑音比と言われ、画像の劣化を表す評価指標。標準的な値は 30~50dB で、高い方が画質が良い。

MOS(mean opinion score) テスト: 人間が画像の品質を 5 段階で評価し、その平均点を用いる方法。

データセット

General-100: 動物、植物、建造物などの 100 個の画像からなるデータセット



図 9: データセット (General-100)

はじめに

並列分散処理

ディープラーニング

使用するライブラリ

サンプルプログラムの実行

機械学習による超解像

超解像プログラムの並列化

まとめ

SRGAN の概要

11/14

SRGAN

- データセットの高解像度の画像を縮小して、低解像度化した画像を生成する。
- 生成器と判別器の 2 つのネットワークが精度を高めあう

学習パラメータ

- エポック数:5000
- バッチサイズ:8

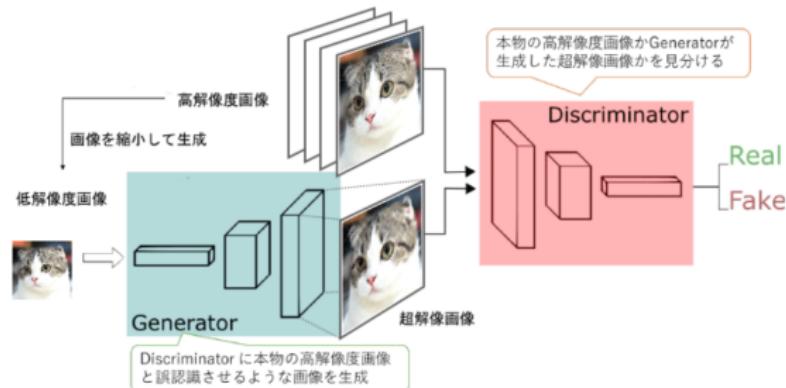


図 10: SRGAN のシステム

はじめに

並列分散処理

ディープラーニング

使用するライブラリ

サンプルプログラムの実行

機械学習による超解像

超解像プログラムの並列化

まとめ

実行結果

12/14

はじめに
並列分散処理
ディープラーニング
使用するライブラリ
サンプルプログラムの実行
機械学習による超解像
超解像プログラムの並列化
まとめ



図 11: 実行結果

超解像プログラムの並列化

GPU の並列方法

1. 1 台の PC に複数の GPU を取り付けて、1 台で並列処理をする。
2. GPU つき PC を複数用意し、並列処理する。PC 間の通信に時間をかかってしまう可能性？

実装方法

1. Pytorch MultiGPU
2. MATLAB Parallel Server で分散 GPU コンピューティング

懸念されること

CPU 並列であれば BIGDL ライブラリによるサポートが受けられるが、GPU 並列には対応していないので実装が大変かもしれない
→ GPU を必要とする超解像にこだわらずに、他のディープラーニング応用技術を並列分散処理したほうがいいかも？

はじめに

並列分散処理

ディープラーニング

使用するライブラリ

サンプルプログラムの実行

機械学習による超解像

超解像プログラムの並列化

まとめ

まとめ

14/14

進捗

- 超解像プログラム（SRGAN）を1台で実行した
- GPU 並列について調べた（もう少し調べる必要がある）

今後の課題

- GPU 並列方法についてもっと調べ、できそうなものを探す
- 並行して他のディープラーニング応用例を探してみる

はじめに

並列分散処理

ディープラーニング

使用するライブラリ

サンプルプログラムの実行

機械学習による超解像

超解像プログラムの並列化

まとめ