知能システム学特論　最終レポート

Hdp第2班　16344217 津上祐典

2016年8月19日

1　テーマ

Sparkと Hadoopを用いた分散機械学習によるクラス分類　-スパムメールの検出と画像認識

2　概要

はじめに，Hadoop，Spark，機械学習の原理ついて述べ，最後に実行結果と考察を示す．

2.1　Hadoop

Hadoopとはビッグデータを複数のPCを用いて分散並列処理を可能にするフレームワークである．一台マスターサーバとその配下にある複数のスレーブサーバによって分散並列処理を行う．Hadoopは分散ファイルシステム (Hadoop Distributed File System)，並列分散処理フレームワーク (MapReduce Framework) より構成されている．Hadoopの構成を図1に示す．分散ファイルシステムとは複数のスレーブサーバを一つのストレージとして扱うファイルシステムである．分散並列処理フレームワークでは与えられたデータから欲しいデータの抽出と分解するMap処理，それらのデータを集計するReduce処理が行われる．MapReduce処理を複数のスレーブサーバで行うことで分散処理を可能にし，ビッグデータを効率よく扱うことができる．図2にHadoopの分散処理の流れを示す．Hadoopの分散処理は以下の流れで行う；1) HDFSよりデータを分割し，各スレーブサーバへ入力データとして入る，2) 入力されたデータから欲しいデータを抽出し，分解する（Map 処理），3) 各スレーブサーバでMap処理が行われたデータを整理する（Shuffle），4) 整理させたデータを集計し，結果を出力する（Reduce処理）．Hadoopは分散並列処理システムであり，Hadoopのみでは機械学習が行えない．しかし，機械

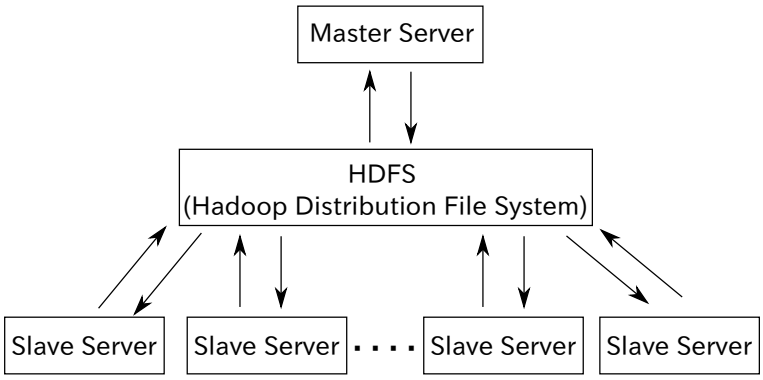


図 1. Hadoop の構成

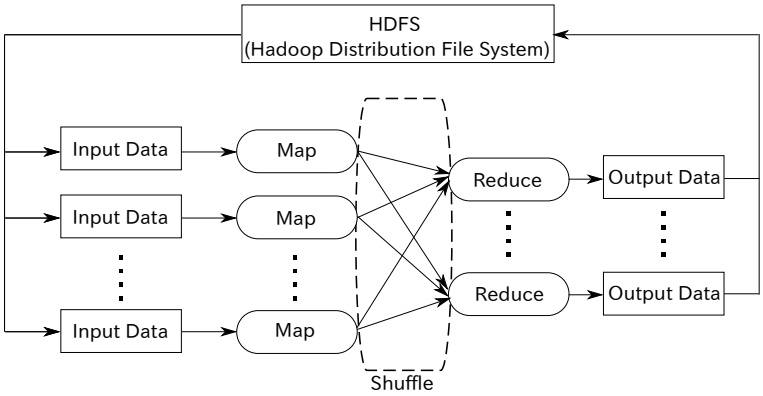
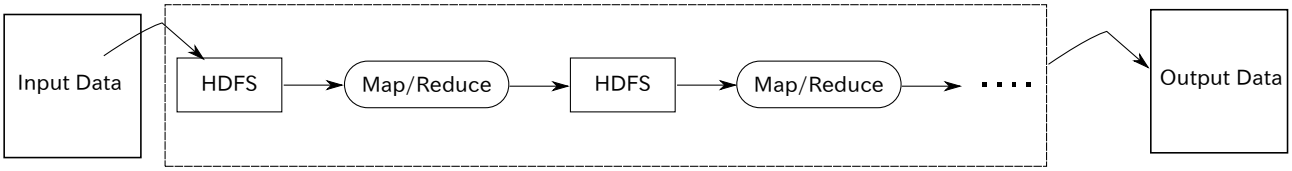


図 2. Hadoop の分散処理の流れ

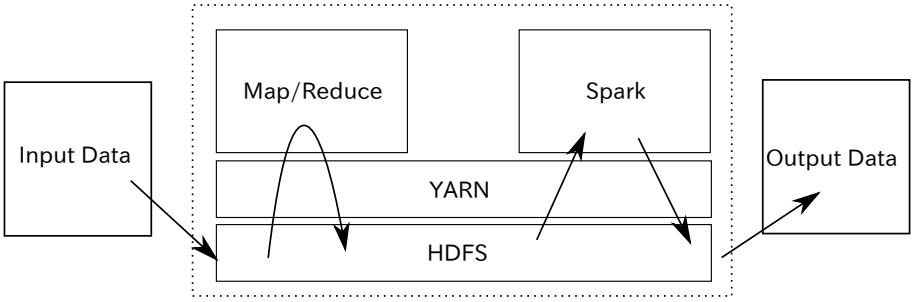
学習するためのライブラリ等のツールがいくつか用意されており，Hdp2 班では，Spark を用いた．次節にて，Spark について簡単に説明する．

2.2 Spark

Spark とは Hadoop 同様，分散並列処理を可能にするフレームワークである．Spark 自身は HDFS を持っておらず，Hadoop の HDFS を利用することが出来る．Hadoop は一つの処理が終わるたびに HDFS に書き込まなければならないが，Spark ではインメモリを用いることで一つの処理ごとに HDFS に書き込む必要が無く，処理を高速化している．図 3 に Hadoop の場合と Spark と Hadoop を組み合わせた場合の処理の流れを示す．図 3(b) では，まず，大きなデータを MapReduce 処理で加工し，その後 Spark で分散処理している．図 3(b) 中の YARN(Yet Another Resource Negotiator) とは，分散環境でのリソース管理とスケジューリングの機能とアプリケー



(a) Hadoop のみ



(b) Hadoop と Spark の組み合わせ

図 3. Hadoop と Spark

ション実行機能の分離することで MapReduce 処理以外にも対応したものである．Spark のデータ処理には RDD(Resilient Distributed Dataset) と呼ばれるデータ構造を用いている．RDD は大量のデータを要素として保持する分散コレクションである．RDD 内はパーティションというかたまりに分割されており，これが分散処理の単位である．RDD をパーティションごとに複数の PC で分散処理することで一台の PC では難しいビッグデータの分散処理が可能となる．また，Spark には機械学習用ライブラリ MLlib が用意されており，機械学習の分散並列処理が可能である．なお，使用可能な言語は Java，Python，R 言語である．

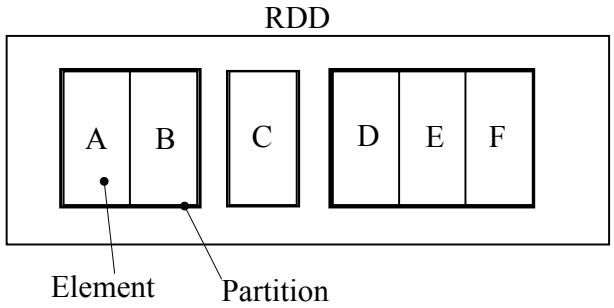


図 4. RDD の構造

2.3 機械学習（Machine Learning）

本節で Hdp2 班が行った二つの学習テーマとその内容について簡単に説明する．

2.3.1 スパムメールの分類

一つ目の学習テーマとしてスパムメールの分類を行った．データセットとして Spambase DataSet[1] を用いた．このデータセットは 4601 通のメールで構成されており，うち 1813 通のスパムメールと 2788 通の非スパムメールである．また，57 次元のベクトルとして特徴量抽出済みである．1〜48 番目の要素は特定の変数名の出現頻度，49〜54 番目の要素は記号文字の出現頻度，55〜57 番目の要素は，大文字の連なりの長さの平均，最長，合計である．学習アルゴリズムとして，ロジスティック回帰を使用した．ロジスティック回帰とは，識別関数としてシグモイド関数を用いた回帰モデルである．シグモイド関数は以下の式で表される．また，図 5 にシグモイド関数のグラフを示す．

$$f_\theta(x) = \frac{1}{1 + e^{-\theta x}} \tag{1}$$

ただし，θ はパラメータである．スパム，非スパムを正しく分類できる確率を最大化するパラメータ θ を決定することが目的である目的関数として対数尤度関数 $\log L(\theta)$ を使用し，以下の式

$$\log L(\theta) = \sum_{i=1}^{n} (y^{(i)} \log f_\theta(x) + (1 - y^{(i)}) \log(1 - f_\theta(x))) \tag{2}$$

を最大化するするようなパラメータ θ を学習（更新）する．パラメータの更新式を求めるには，最急降下法や確率的勾配法，準ニュートン法などがあるが，Spark の MLlib で用意されている準ニュートン法を用いてパラメータを更新した．

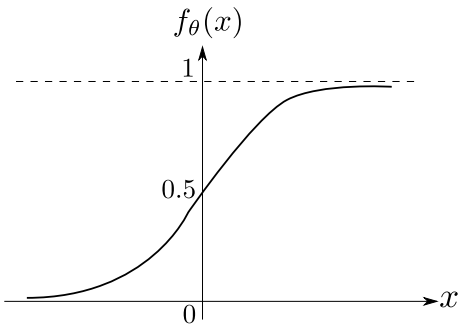


図 5. シグモイド関数

2.3.2 画像認識

二つ目の学習テーマとして画像認識を行った．データセットとして CIFAR-10[2] を用いた．CIFAR-10 は 60000 枚の画像から構成され，うち 50000 枚が訓練用画像であり，残り 10000 枚はテスト用画像である．オープンライブラリの scikit-image を用いて HOG 特徴量を抽出し，前節と同じくロジスティック回帰で画像認識（多クラス分類）を行った．HOG 特徴量とは，局所領域の勾配ヒストグラムを特徴ベクトル化したものである．局所的な幾何学変化や照明変化にロバストである利点がある．

2.4 実行条件と結果

実行条件はスタンドアローンモードでは PC 一台，完全分散モードでは Master 一台，Slave 二台の計三台で行った．なお，OS はすべて Ubuntu 14.04 LTS である．表 1 にスパムメールの検出の結果を示し，表 2 に画像認識の結果を示し，表 3 にそれぞれの実行時間を示す．チューニングをしたことにより，精度よく学習できた．また，完全分散において同じプログラムを連続で実行すると実行時間が少なくなることが確認された．キャッシュによって早くなったと考えられる．それでも完全分散モードより実行時間が多かった．これはデータセットが小さく，一台の PC で早く実行できるためであると考えられる．また，画像認識ではスパムメールの検出のときに使用したデータセットより大きい（訓練データ約 900MB，テストデータ約 180MB）ものを用いたがそれでもスタンドアローンモードが早かったが，二つのモードの時間差は小さくなっている．さらにこれより大きいデータセットで実行すれば完全分散の恩恵を受けることが出来ると考えられる．また，学習結果を見るとうまく分類が行えていない．つまり，学習が正しくできないことによって，実行時間が増えているとも考えられる．学習アルゴリズム，プログラムの再検討も必要であると思った．

表 1. スパムメールの検出の結果

非スパム再現率	スパム再現率	非スパム適合率	スパム適合率	AUC(PR)
91.92%	90.41%	93.48%	88.21%	0.9123

表 2. 画像認識の結果

	Airplane	automobile	Bird	Cat	Derr	Dog	Frog	Horse	Ship	Truck
Precision	55.53%	64.49%	42.98%	38.21%	42.69%	45.91%	51.63%	57.36%	57.91%	62.30%
Recall	55.70%	66.10%	35.80%	29.80%	42.90%	43.80%	63.40%	60.40%	62.20%	65.10%

表 3. 実行時間の比較

	スタンドアローン	完全分散
スパムメールの検出	5.258[s]	29.124[s]
画像認識	25.903[s]	35.300[s]

3 自分の分担範囲

機械学習・分散処理（Hadoop,Spark）の理論調査，毎週のレポート作成

4 感想

本プロジェクトを通して，ビッグデータの分散並列処理の原理を理解し，実装することができた．また，機械学習の理論を理解し，分散並列処理に適用できた．本プロジェクト研究で機械学習を勉強し，今流行りのディープラーニングも勉強してみたいと思った．

5　評価

表 4. 評価

学籍番号	氏名	評価
16344217	自分	機械学習の理論を担当した．機械学習や分散処理の理論の方は理解できたが，プログラムの方ではあまり貢献できなかった．また，各メンバーの進捗をまとめ毎回レポートを制作した．
16344201	井上 聖也	Spark の機械学習プログラムを作ってくれた．理論やプログラムに関して色々助けてもらった．チームリーダーとしてメンバーを統括しプロジェクト研究を速やかに進めることができた．
16344216	田中 良道	Hadoop と Spark について調査してくれた．通信エラーの解決法など色々調査してくれた．
16344229	沈 歩偉	Hadoop,Spark の完全分散処理環境を構築してくれた．実行時間の比較実験などしっかりやってくれた．また，Hadoop,Spark のインストールに困っている時，手伝ってくれた．

参考文献

[1] ”Spambase Data Set”, https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Spambase, 2016 年 8 月 9 日最終確認.

[2] ”The CIFAR-10 dataset”, https://www.cs.toronto.edu/ kriz/cifar.html, 2016 年 8 月 9 日最終確認.