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, Hadoop を用いた機械学習によるスパムメールの分類と画像の多クラス分類

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 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。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。身近な例でクラウドやネットワーク HDD(NAS) などがある。並列分散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。 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いる。 Hdp 第 2 班では、Spark を用いた。次節にて、Spark について説明する。

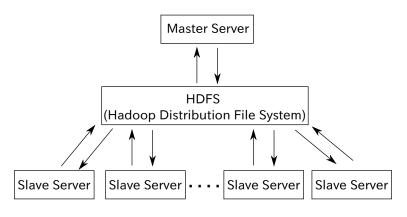


図 1. Hadoop の構成

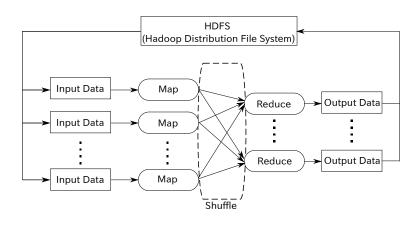


図 2. Hadoop の分散処理の流れ

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. Spark で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. 使用可能な言語は Java,Python,R言語である. 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 ではインメモリに書き込むことで,一つの処理ごとに HDFS に書き込む必要が無く,繰り返し処理に強い特長がある. また,機械学習用のライブラリとして MLlib が 用意されている. Spark は RDD(Resillient Distributed Datasets)

2.3 機械学習 (Machine Learning)

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 通のメールがあり, うち 1813 通のスパムメールと 2788 通の非スパムメールから構成されている. 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 3 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. 目的関数である対数尤度関数 $\log L(\theta)$

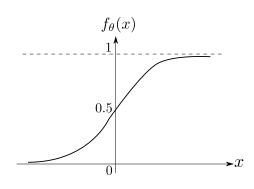


図 3. シグモイド関数

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

2.3.2 画像の分類

二つ目の学習テーマとして画像の分類を行った. データセットとして CIFAR-10[2] を用いた. CIFAR-10 は 60000 枚の画像からなり, 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.

2.4 実験

その結果を表2に示す。また、ロジスティック回帰モデルで設定パラメータを実験的にチューニングして求めた際の結果を表3に示す。

2.4.1 実行条件

表 1. 実行条件

テーマ	スパムメールの検出	画像の分類		
データセット	Spambase Data Set	CIFAR-10		
学習アルゴリズム	ロジスティック回帰			
評価法	ホールドアウト法			
環境	Master:1台, Slave:2台			
OS	Ubuntu 14.04 LTS			

表 2. 実験結果

	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)	
SVM	76.13%	85.79%	88.90%	70.61%	0.8105	
ロジスティック回帰	91.92%	90.41%	93.48%	88.21%	0.9123	
ナイーブベイズ	83.85%	66.25%	78.79%	73.28%	0.7652	

表 3. パラメータのチューニング前後の比較

	チューニング前	チューニング後
正則化関数	L2 ノルム	L1 ノルム
正則化係数	0.01	0.002
学習繰り返し回数	10	25
非スパム再現率	88.60%	91.92%
スパム再現率	88.81%	90.41%
非スパム適合率	92.21%	93.48%
スパム適合率	83.89%	88.21%
ACU(PR)	0.8859	0.9123

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

5 評価

表 4. 評価

F 1 P1 II I			
学籍番号	氏名	評価	
16344201	井上 聖也	うわああああああああああああああああああああああああああああああああああああ	
16344216	田中 良道	0.002	
16344217	津上 祐典	25	
15344229	沈 歩偉	91.92	

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.