

인메모리 기반 딥러닝 기술을 위한 분산 프레임워크에 관한 연구

조혜영°, 유정록

한국과학기술정보연구원 슈퍼컴퓨팅본부

e-mail:{chohy°, junglok.yu}@kisti.re.kr

A Study on In-memory based Distributed Frameworks for Deep Learning

Hyeyoung Cho°, Jung-Lok Yu

Division of Supercomputing

Korea Institute of Science and Technology Information

요 약

최근 GPU를 비롯한 하드웨어의 성능이 급격히 증가하면서 인공지능, 딥러닝 기술에 대한 관심이 높아지고 있다. 또한 데이터가 더욱 방대해 지면서 대용량 데이터를 처리하고 위한 딥러닝 분산 프레임워크에 대한 필요성이 제기되고 있다. 이에 본 논문에서는 대규모의 분산 환경에서 딥러닝 고속 처리를 위한 분산 프레임워크를 비교 분석하였다. 특히 최근 주목받고 있는 인메모리 기반 분산 프레임워크인 Spark, SparkNet, HeteroSpark의 특징을 비교 분석하였다.

1. 서론

딥러닝 기술은 최근 GPU(Graphic Processing Unit)를 비롯한 하드웨어의 성능이 급격히 증가하면서 지난 30여년 간 발전에 비해 급속도로 성장하고 있다. 이에 따라 딥러닝 기술은 이미지, 음성, 동영상 인식, 자연어처리, 자율주행 등의 많은 응용분야에 널리 활용되고 있는 핵심 기술로 떠오르고 있다. 대용량 데이터 셋을 사용하여 다양한 분야에 딥러닝 기술을 적용하기 위해서는 방대한 양의 시간과 계산자원이 요구된다. 이에 빅데이터 기반으로 고속 트래이닝을 효율적으로 처리할 수 있는 분산 프레임워크에 대한 요구가 증가하고 있다.

본 논문에서는 최근 주목을 받고 있는 인메모리 기반 딥러닝 기술을 위한 분산 프레임워크에 대해 비교 분석하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 인메모리 빅데이터 플랫폼인 Spark, SparkNet, HeteroSpark에 대해서 살펴보고, 분석 결과를 설명하고, 마지막으로 3장에서는 결론에 대하여 기술한다.

2. 분산 빅데이터 플랫폼

2.1 Spark

Spark는 대규모 데이터 처리를 위한 고성능 고속 분산 플랫폼이다[1]. Spark는 Hadoop[2]의 Map & Reduce 및 Storm의 스트리밍 처리와 같은 대규모 데이터 분석을 분산 컴퓨팅 환경에서 실행시키는 기능을 제공한다. Spark는 기존 Hadoop의 Map & Reduce 작업을 디스크 기반 환경에서 실행함에 따른 속도 저하를 해결하기 위해 개발되었으며, 메모리 위에서 직접 데이터 처리를 수행하는

In-memory 컴퓨팅을 통해 성능을 비약적으로 개선하였다.

Spark는 Map & Reduce를 기준으로 메모리상에서 실행했을 경우 Hadoop 대비 약 100배 빠른 속도를 보이며, 디스크 상에서 실행하여도 10배에 가까운 성능 향상을 보인다. 이러한 성능 향상은 Spark의 In-memory 컴퓨팅과 더불어 반복적인(Iterative) 데이터 흐름의 빠른 처리를 지원하는 고급 DAG (Directed Acyclic Graph) 엔진을 통해 이루어졌다[1].

그러나 메모리상에서 데이터 처리는 Fault가 발생 시 데이터가 손실된다는 단점이 있으며, RDD(Resilient Distributed Data)는 이를 해결하기 위해 Immutable, 즉 데이터 생성 이후 수정되지 않는 Dataset을 사용할 것을 제안하였다. 즉, 메모리를 ROM처럼 사용함으로써 Fault-Tolerant하며 동시에 효율적인 Dataset을 제공하는 것이 RDD의 핵심이다[3].

Spark는 Java, Scala, Python, R 등의 프로그래밍 언어를 지원하기 위한 SDK를 보유하고 있으며, 데이터 저장 측면에 있어 HDFS(Hadoop Distributed File System), Cassandra, HBase, S3 등을 지원한다. 또한 Spark는 Hadoop, Mesos 등 기존 데이터 분석 플랫폼 상에서 추가 지원 형태로도 사용이 가능하며 Spark 단독으로도 사용이 가능하다. 또한 클라우드를 포함하는 다양한 시스템 환경에서 유연한 사용 가능하다.

2.2 SparkNet

SparkNet은 분산된 환경에서 딥 신경망 네트워크 트래이닝을 제공하기 위해서 Spark와 Caffe를 연동하여 UC Berkeley AMPLab에서 개발한 오픈소스 분산 프레임워크이다[4]. 최근 많이 사용되고 있는 Theano[5], TensorFlow[6]

등은 딥러닝 모델 트레이닝을 위한 독립적인 프레임워크인 반면 SparkNet은 과거 수년간 데이터 분석/과학 분야에서 널리 활용되고 있는 대용량 인-메모리 분산 데이터 처리 환경인 아파치 Spark와 단일노드-멀티GPU 환경에서의 Caffe[7] 딥러닝 라이브러리를 통합, 연계하여 분산된 환경에서 딥 신경망 네트워크 트레이닝을 제공한다.

Caffe, cuDNN 등을 통해 제공되는 딥러닝 트레이닝 태스크 플로우(Caffe Solver 형태)을 분산된 환경에서 실행하는 SparkNet은 Spark의 데이터 추상화 방법인 (RDD) 처리를 위한 인터페이스, Caffe 딥러닝 라이브러리와 연계된 Scala 인터페이스 및 경량의 텐서(tensor) 라이브러리로 구성된다. SparkNet은 그림 1과 같이 Worker로 GPU를 계산 자원으로 사용하며, 컴퓨터 간의 파라미터 동기화에 있어 파라미터서버를 두어 동기식 파라미터 교환이 가능한 장점이 있다.

특히, SparkNet은 기존의 대용량 스트리밍 실시간 데이터의 분산 처리 파이프라인에 딥러닝을 적용한 사례로, 클리닝(cleaning), 데이터 전처리(preprocessing) 등의 데이터 처리 태스크들이 값 비싼 디스크 입/출력 없이 계산하고자 하는 데이터 서브셋을 메모리에 올려두고 실행되는 이점이 있다. SparkNet은 분산 노드간의 통신을 최소화하기 위해 병렬화된 추계적 경사 강하(stochastic gradient decent; SGD) 기법과 더불어 블록(block) 크기 및 반복 횟수를 세부 조정하는 최적화 기법을 사용한다[4].

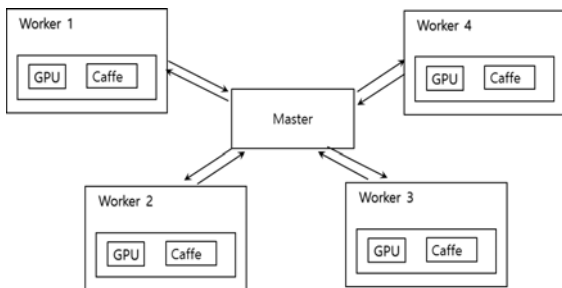


그림 1. SparkNet 실행 구조

2.3 HeteroSpark

HeteroSpark은 메사추세츠 로웰 대학의 Peilong Li가 2015 Spark 서밋에서 제안하였다. HeteroSpark은 딥러닝 모델 알고리즘 수행을 위하여 CPU 클러스터에서 분산 데이터 처리 환경 제공하는 아파치 Spark에 이중 CPU/GPU 계산 자원 활용 기능을 추가하는 제안하였다. HeteroSpark에서는 그림 2과 같이 Worker를 CPU와 GPU 이기종 자원을 모두 활용 가능하다[8].

HeteroSpark의 주요 특징은 계산가속화 (Acceleration), 플러그-앤-플레이 (Plug-n-play), 이식성 (Portability) 세 가지이다. 현재의 Spark 플랫폼에 GPU 가속을 추가함으로써 더 나은 데이터 병렬화 및 딥러닝 알고리즘 가속을 추구하였으며, 기존 Spark 응용에서 GPU 가속 기능을 선택적으로 활용할 수 있게 플러그-앤-플레이 (Plug-n-play) 스타일로 설계하였다. 또한 기존 Spark 응용을 이중 CPU/GPU 환경에 쉽게 이식할 수 있는 장점이 있다.

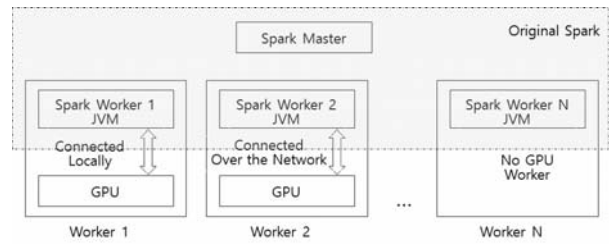


그림 2. HeteroSpark 실행 구조

2.4 분석 결과

Spark는 분산된 시스템의 메모리(RDD)를 이용하여 데이터를 빠르게 처리할 수 있는 구조를 가진 빅데이터 처리를 위한 분산 플랫폼이다. 기본적으로 CPU 클러스터에서 분산 데이터 처리 환경을 제공하는 플랫폼이다. 최근 Spark를 GPU에 이용하기 위한 시도[9]들이 있지만 아직 초기 단계이며, 딥러닝 라이브러리가 부족한 편이다. SparkNet은 Spark와 Caffe를 연동하여, 딥 신경망 네트워크 트레이닝이 특화된 구조를 가지고 있다. Caffe의 다양한 딥러닝 라이브러리를 이용할 수 있으며, 파라미터서버를 두어 동기식 파라미터 교환이 가능한 장점이 있다. HeteroSpark는 아파치 Spark에 딥러닝 알고리즘을 위한 이중 CPU/GPU 계산 자원을 활용 가능한 플랫폼이다. HeteroSpark에서는 Worker를 CPU와 GPU 이기종 heterogeneous(이종) 계산 자원을 모두 효율적으로 활용할 수 있다는 장점이 있다. 하지만 아직 개발 초기단계이기 때문에 성능에 대한 이슈가 존재한다.

3. 결론

본 논문에서는 인메모리 기반 딥러닝 기술을 위한 분산 프레임워크인에 대해 비교 분석하였다. CPU 계산 성능의 발전, GPU의 계산 자원으로의 발전, DNN 라이브러리 발전 등으로 딥러닝 기술을 위한 분산 프레임워크 기술이 빠르게 변화하고 있다. 또한 이러한 발전은 앞으로 더 가속될 것으로 판단되며, 이에 딥러닝을 위한 분산 프레임워크 기술에 대한 연구가 더욱 필요할 것으로 판단된다.

참고문헌

[1] Spark homepage, <http://spark.apache.org/>
 [2] Shvachko, Konstantin, et al. "The hadoop distributed file system." 2010 IEEE 26th symposium on mass storage systems and technologies (MSST). IEEE, 2010.
 [3] Zaharia, Matei, et al. "Resilient distributed datasets: A fault-tolerant abstraction for in-memory cluster computing." Proceedings of the 9th USENIX conference on Networked Systems Design and Implementation. 2012.
 [4] Moritz, Philipp, et al. "SparkNet: Training Deep Networks in Spark." Under review as a conference paper at ICLR 2016
 [5] Theano, <http://deeplearning.net/software/theano/>
 [6] TensorFlow, <https://www.tensorflow.org/>
 [7] Caffe, <http://caffe.berkeleyvision.org/>
 [8] Li, Peilong, et al. "Heterospark: A heterogeneous cpu/gpu spark platform for machine learning algorithms." networking, Architecture and Storage (NAS), 2015.
 [9] spark-gpu, <https://github.com/kiszk/spark-gpu/wiki>