

機械学習向けのコンピュータシステムの構築に向けた AIワークロードの特徴分析

高山 沙也加† 白石 崇‡ 鈴木 成人‡ 山本 昌生‡ 渡辺 幸洋‡
小口 正人†

†お茶の水女子大学

‡富士通研究所

1 はじめに

今日では AI を用いたアプリケーション利用の増加に伴って、CPU と比べて処理性能が高く電力消費の激しい GPU の利用が進み ICT システムの全体電力が増加傾向にある。そのため、システム性能を落さない範囲での ICT 電力の削減が望まれ、システム電力削減とアプリ性能の向上のバランスを取り、システムを効率良く稼働させることがますます重要になる。ワークロードという計算機に対する負荷または負荷アプリケーションを使った実行時性能やリソース情報から効率的にハードウェアを設計・制御する手法がある。この制御にあたって CPU 時間やデータベースの変更数、応答時間などの情報を踏まえた上でリソースの配分等を検討しなければならない。しかし、AI ワークロードを走行させるハードウェアリソースの有効活用・運用の制御手法は未だ確立されていない。そこで、ワークロード毎にサーバ性能の自動チューニングを行う機械学習向けのコンピュータシステムの構築を考えたい。

本研究ではコンピュータシステムの構築に向けて、AI ワークロードに特化したコンピュータシステムの最適リソース設計を目的として、機械学習系アプリケーションのパフォーマンス測定のためのベンチマークである MLPerf[1] を用いた AI ワークロードの比較及び特徴分析を行う。

2 関連技術

Facebook 社では保有するデータの大部分を機械学習パイプラインに流しており、GPU と CPU の両方を活用するトレーニングと CPU を活用するリアルタイム推論でシステムを使い分けている。また、リアルタイム推論では入力データが大きいことから必要リソースも異なってくるなど、文献 [2] では機械学習に基づ

く AI ワークロード挙動の特徴分析の重要性が問われている。

ボトルネックを分析し、リソース配分を行う自動ワークロード管理機能や接続リクエストを均等に分散する機能を備えた CPU やサーバは既に開発されている。CPU コアやクラスタ単位で負荷に応じて電圧と動作周波数を切り替える Dynamic Voltage and Frequency Scaling を実行する Intel の “Haswell”[3] 以降の CPU アーキテクチャ、CPU アーキテクチャや多くの GPU を積んで AI ワークロードに特化させた NVIDIA のクラウドサーバプラットフォーム “HGX-2”[4] 等のハードウェア群が例として挙げられる。

3 実験

本研究では、AI アプリケーションの実行時のハードウェア情報の分析を目的として MLPerf を利用して各ベンチマークの性能評価、比較を行う。MLPerf には画像分類の image classification, 物体認識の single stage detector, object detection, 自然言語処理の recommendation, sentiment analysis, 翻訳の rnn translator, translation, 音声認識の speech recognition, 強化学習の reinforcement (図表では IC, SSD, OD, RM, SA, RT, TL, SR, RI と略記する) といった9つのベンチマークが実装されている。情報取得には Zabbix[5] を用いる。Zabbix は Zabbix 社が開発しているネットワーク管理ソフトウェアで、本研究では perf, nvidia-smi のコマンドで取得できるプロセッサやメモリに関する情報を分析対象とする。ベンチマーク毎の特徴分析のためにこれらのコマンドによって得られる情報をベンチマーク実行時に取得する。情報取得は1分間隔で行い、今回は CPU や GPU の利用率、メモリの利用量に注目して分析を行った。実験環境は表1に示す。

4 実験結果

各ベンチマーク実行時の GPU/CPU 比率を図1、プロセッサの平均利用率を表2、メモリ最大利用量を図2に示す。

Feature Analysis of AI Workload for Constructing Computer System Suitable for Machine Learning
†Sayaka Takayama ‡Takashi Shiraishi ‡Shigeto Suzuki ‡Masao Yamamoto ‡Yukihiro Watanabe †Masato Oguchi
†Ochanomizu University
‡FUJITSU LABORATORIES LTD.

表 1: 実験環境

OS	ubuntu 16.04
サーバ	FUJITSU Primergy RX2540 M4
CPU	Intel Xeon Skylake 2 ソケット x20 コア 2.4GHz Gold 6148 150W
GPU	NVIDIA Tesla V100 16GB
Storage M2.SSD	290GB read 0.87GB/s, write1.75GB/s
Memory	192GB DDR4 2666MHz
Python	3.50
CUDA	9.2

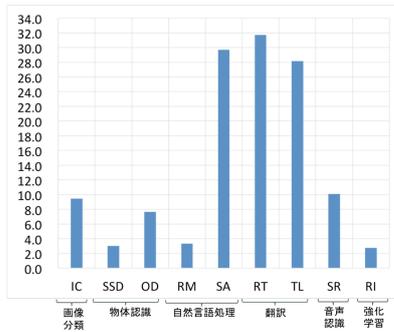


図 1: GPU/CPU 平均比率

図 1 の縦軸は GPU 利用率の平均値を CPU 利用率の平均値で割ったものを表している。本研究で利用したサーバは 2 ソケットなので CPU1 ソケット当たりの利用率に換算している。GPU/CPU 比率を CPU1 つ当たりの GPU の必要量の概算に用いる。表 2 は CPU と GPU の平均利用率を表している。表 2 を見るとアプリケーション全体としては GPU ネックの傾向にあり、翻訳系アプリケーションでは特に GPU の必要量が大きいことが確認できる。また、系統の異なるアプリケーションではプロセッサの利用率に大きく違いがある。GPU 利用率が高いジョブは GPU 性能によるジョブ性能向上効果が大きく、CPU 性能によるジョブ性能の差は小さいと推測できるため、AI の種類によって最適な GPU/CPU リソース設計ができる。

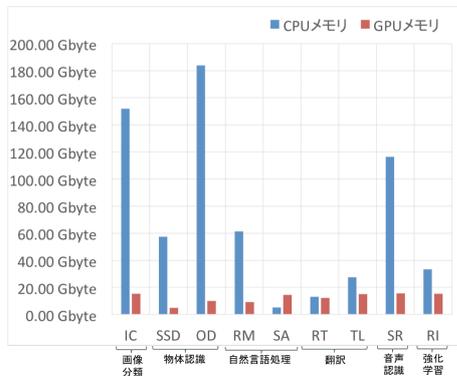


図 2: メモリ最大利用量

表 2: プロセッサ平均利用率

	IC	SSD	OD	RM	SA	RT	TL	SR	RI
CPU(%)	5.1	9.9	4.9	6.7	1.4	1.5	1.5	3.2	11.4
GPU(%)	95.4	59.8	74.5	44.3	82.0	95.5	83.9	65.1	62.7

図 2 の縦軸はメモリ利用量の最大値を表している。GPU メモリ利用量と比べ、殆どのアプリケーションでは CPU メモリ利用量が大きくなっている。これはアプリケーションが要求するデータサイズに対して GPU メモリ容量が不足しているためである。プロセッサ利用率の結果も踏まえると、容量不足の問題が解決できればより効率良いアプリケーションの利用が可能になると推測できる。画像分類系アプリケーションや翻訳系アプリケーションはどちらも GPU 利用率の高いワークロードだが、CPU メモリ利用量に大きな差があった。

5 まとめと今後の予定

GPU を用いた AI アプリケーション群でも GPU の必要量に大きく差があるが全体的には GPU ネックの傾向があり、GPU 利用率が高いジョブは GPU 性能によるジョブ性能向上効果が大きく、CPU 性能によるジョブ性能の差は小さいと推測した。また、メモリ利用量はアプリケーションの分野によって大きく異なっており、メモリも重要であることが分かった。

今後は I/O や周波数、メモリアクセスに注目した特徴分析や、異なるサーバ機種で MLPerf を実行した際のデータ比較も行いたい。

謝辞

本研究の一部はお茶の水女子大学と富士通研究所との共同研究契約に基づくものである。また、本研究にご協力頂いた富士通コンピュータテクノロジーズの鈴木孝規氏に深謝する。

参考文献

- [1] MLPerf v0.5. <https://mlperf.org/>. Accessed: 2018-12.
- [2] Kim Hazelwood, et. al. Applied Machine Learning at Facebook: A Datacenter Infrastructure Perspective. 2018 IEEE International Symposium on High Performance Computer Architecture (HPCA), pp. 620-629. IEEE (2018).
- [3] Haswell. <https://ark.intel.com/ja/products/codename/42174/Haswell>. Accessed: 2018-12.
- [4] HGX-2. <https://www.nvidia.com/en-us/data-center/hgx/>. Accessed: 2018-12.
- [5] Zabbix. <http://www.zabbix.com/>. Accessed: 2018-12.