

審査の結果の要旨

氏 名 ロツキ カミル マレック

GPU (Graphic Processing Unit) は多数の SIMD (Single Instruction Multiple Data) 型の並列性を持つプロセッサコアを搭載し、またストリーム処理に適した専用の高バンド幅メモリを連結することにより、CPU よりも非常に高い演算スループットを実現している。GPU はもともと画面描画用の専用プロセッサであるが、近年はアーキテクチャおよびプログラミング言語が拡張され、汎用的な計算が可能になっている。GPU を用いた汎用計算は GPGPU (General Purpose GPU) 計算と呼ばれ、GPU の高い処理性能を引き出すソフトウェア技術として研究開発が精力的に進められている。GPU は SIMD 型の並列アーキテクチャのため、行列計算などのデータ並列処理との親和性が高く、これらの問題では高い性能を相対的に容易に達成できる。これに対し、探索問題などの離散アルゴリズムは SIMD 型の並列処理との親和性が低く、GPU を用いて高速化することは容易ではない。このため、探索問題の求解アルゴリズムの GPU 上での高性能な実装技術の開発は、GPU の高い処理性能をより多様な計算に活かすための突破口を開く重要な課題である。さらに、GPU を多数搭載した計算機クラスターは GPU クラスターと呼ばれ、極めて高い性能を実現する。実際、トップエンドのスーパーコンピュータの多くが GPU クラスターアーキテクチャを採用している。本研究は、高並列な探索アルゴリズムであるモンテカルロ木探索において、GPU クラスターの高い性能を最大限に引き出す手法を開発した研究である。

本論文は以下に概略を示す5つの章から構成されている。

1章では、まず木探索の一般的フレームワークが論じられた後、本論文で実際の例として取り上げる木探索問題であるゲーム木探索について論じられている。取り上げられるゲームは、二人ゲームとして reversi と呼ばれるオセロ、および一人ゲーム (パズル) としてサメゲーム samegame である。ゲーム木探索問題は、これらのゲームの与えられた盤面に対して、勝率あるいは得点を最大化する次の一手を与える問題である。これらは完全情報ゲームであり、盤面のすべての展開を完全に把握することにより、理論的には最適解を見出すことができる。しかし可能な盤面の数は手数に対して指数関数的であり、スーパーコンピュータを用いてもゲームの終盤以外は最適解を求めることは現実的に不可能である。このため実際には近似アルゴリズムが必要である。本章では、さらに GPU のアーキテクチャが詳細に論じられ、また MPI による GPU クラスター並列処理が論じられる。最後に、古典的な木探索アルゴリズムでは GPU クラスターアーキテクチャの非常に高い並列性を活かすことが困難であることが示されている。

2章では関連研究および本研究の貢献が述べられている。まず、古典的な木探索アルゴリズムの並列化の既存の研究とその限界が示されている。次に、本研究で採用する木探索アルゴリズムである、モンテカルロ木探索とその並列化の既存研究が論じられている。そして、モンテカルロ木探索を GPU クラスターに実装する際に生じる問題点と、本研究が提案する解決が提示されている。

3章ではモンテカルロ木探索の GPU クラスターへの実装手法が論じられている。モンテカルロ木探索の既存の並列化手法としては、根並列化、葉並列化、大域的排他制御による木並列化、局所的排他制御による木並列化に基づく4つの手法が知られている。このうち排他制御は GPU では効率的に実行できない。葉並列化は GPU での実装が容易であるが、並列化に伴って並列化効率 (同じ演算量でどれだけゲームが強くなるか) が

顕著に低下する。根並列化は並列化効率の低下は少ないが、メモリ消費量の多さおよび SIMD 並列性との親和性の低さのために GPU の性能を十分に引き出すことが困難である。そこで本研究では根並列化と葉並列化を組み合わせたブロック並列化を提案する。ブロック並列化は、GPU の SIMD コアに葉並列性を、GPU コア間に根並列性を割り当てることにより、高い実装効率と高い並列化効率を両立する。ブロック並列化は GPU 上で効率的に実装できるのに加え、MPI を用いた GPU クラスタも有効に活用できるという利点がある。しかし単にブロック並列化を適用しただけではいくつかの弱点が生じる。弱点の一つ目は、GPU コアの演算遅延の遅さのために、探索する木の深さが浅くなってしまうことである。これを克服するため、本研究ではハイブリッド CPU-GPU アプローチを提案している。本アプローチでは低遅延の CPU コアによる深い木探索と、高演算帯域の GPU コアによる詳細な木探索の両方の情報を結合させることにより、両者の長所をともに引き出すことに成功している。これは単に CPU と GPU で負荷分散を行うものではなく、CPU と GPU の提供する異質な情報を結合することにより両者の弱点を克服する特徴を持つ。弱点の二つ目は、ブロック並列化が内包する葉並列性のために並列化効率が低下することである。従来の葉並列化では並列計算した評価値の平均値のみを用いていたが、本研究では分散も参照する手法を提案している。本手法により、葉並列化がもたらす詳細な情報をより深く活用することができる。また、オンチップメモリが CPU に比べて小さい GPU において問題になる疑似乱数について、本研究で用いる手法を示している。

4章では、提案手法の実装において得られた結果およびその分析が論じられている。本研究では東工大の TSUBAME 2.0 スーパーコンピュータを用いた大規模並列実装が実現されている。また、根並列性、葉並列性、およびブロック並列性の大規模並列処理におけるスケーラビリティを示し、その違いの原因について論じている。

最後に5章では、研究成果を総括し、今後の研究の展望を述べて、論文を締めくくっている。

以上のように、本論文はモンテカルロ木探索の GPU クラスタへの高性能な実装方式を示し、スーパーコンピュータによる大規模並列探索を実現することを通じて、高性能並列計算の分野において顕著な貢献をしたものと言える。また、本研究は GPU クラスタを用いた離散アルゴリズムの高性能実装技術の開拓に向けて先端的な貢献をしたものであることから、審査委員会は、本研究は博士号に十分値するものであると判断した。

よって本論文は博士（情報理工学）の学位請求論文として合格と認められる。