

高性能かつ高信頼な数値計算手法とその応用

荻田 武史 (東京女子大学)

概要

今日の大規模かつ複雑化した情報基盤システムにおける数値計算では、演算速度・演算精度の最適化、メモリ・ネットワークの階層の深化に対応した通信最適化、そして電力・エネルギー効率の最適化に向けた検討が必須である。本研究は、科学技術シミュレーションに現れる大規模行列に対して有効な疎行列ソルバーや階層型行列 (H 行列) 演算等の高速計算に関する研究を推進し、同時にそれらの計算の信頼性及び電力効率を重視しながら、さらに悪条件な実問題に適用可能な実用的な手法の研究開発を実施するものである。

本研究では、疎行列ソルバー、H 行列演算、計算機システムと消費電力測定、精度保証と自動チューニング手法の研究項目を設定し、それぞれの研究成果を横断的に活用する方式で研究を推進する。今年度については、各研究項目において、概ね目標を達成できた。

1 共同研究に関する情報

1.1 共同研究を実施した拠点名

- 北海道大学 情報基盤センター
- 東京大学 情報基盤センター
- 東京工業大学 学術国際情報センター
- 名古屋大学 情報基盤センター

1.2 課題分野

- 大規模計算科学課題分野

1.3 共同研究分野 (HPCI 資源利用課題のみ)

- 超大規模数値計算系応用分野

1.4 参加研究者の役割分担

- I. 疎行列ソルバー (主担当: 岩下・中島・藤田, 担当: 市村・深谷・星野・河合・八代・荒川・大島・Wellein・Basermann・鈴木・Magro)
- II. H 行列演算 (主担当: 横田, 担当: 岩下・伊

田・星野・埴・大島・河合・石井・大川・大友・高島・高橋・中村・Satish・Budikafa・Ma・Spendlhofer・Wang・Zhang)

III. 計算機システムと消費電力測定 (主担当: 坂本, 担当: 埴・近藤・成瀬・堀越)

IV. 精度保証と自動チューニング手法 (主担当: 荻田・片桐, 担当: 横田・近藤・尾崎・田中・今村・椋木・寺尾・Marques・Popovici・Weichung・Hwang・青木・福原・満田)

2 研究の目的と意義

本研究の目的は、科学技術シミュレーションに現れる大規模行列に対して有効な疎行列ソルバーや階層型行列 (H 行列) 演算等の高速計算に関する研究を推進し、同時にそれらの計算の信頼性及び電力効率を重視しながら、さらに悪条件な実問題に適用可能な実用的な手法の研究開発を実施することである。

本研究の遂行は、来たるべきポストムーア時代、さらにそこで重要な役割を果たすことが予想される確率的コンピューティングの発展に貢献するものと期待される。

3 当拠点公募型研究として実施した意義

JHPCN は多様な計算機環境を備え、東大の Wisteria/BDEC-01 (Wisteria), Oakbridge-CX (OBCX), 名古屋大の不老等、幅広い多様な大規模システムを有し、本研究の目指す高性能・高信頼な数値計算手法の研究には最適である。Wisteria, OBCX では「ノード固定」における設定カスタマイズにより、個別ノードの消費電力測定が可能である。JHPCN は様々な分野の専門家を擁し、本研究のような学際的な研究を推進する体制を容易に構築でき、北大、東大、東工大、名大各センターから様々な分野の研究者が参加した。JHPCN 各センターはオープンソースソフトウェア活用に積極的であり、本研究の成果を公開、各センターのスパコンにデプロイし、講習会等の普及活動を協力して行うことによって、利用者拡大及びソフトウェアのさらなる改良が可能となる。

4 前年度までに得られた研究成果の概要

I. 疎行列ソルバー

(1) 並列多重格子法は、エクサスケールシステムにおける大規模問題向け数値解法として注目されている。本研究では、SELL-C- σ による疎行列格納形式を、先行研究において使用した IC(0) を smoother とする多重格子法前処理付き共役勾配法 (MGCG) 法へ適用することを試み、不均質多孔質媒体における三次元地下水流れ問題に対して、予備的評価を実施した。更に、倍精度演算 (FP64), 単精度演算 (FP32)

の比較検討を実施した。

(2) SuiteSparse Matrix Collection で提供されている、様々な条件を持つテスト行列に対して、FP64 (倍精度演算) のみに基づく従来法と提案法 (FP64 と FP32 (単精度演算)) を用いた混合精度 GMRES(m) 法の比較実験を実施した。数値実験結果より、提案法は、従来法と同程度の収束性を示し、計算時間の面で優位となることが期待できることが確認された。

(3) Data Analytics アプローチにより過去の計算結果を前処理内で活用することで、Adaptive CG の更なる性能改善を実現した。ここでは、前処理内で用いるマルチグリッド法におけるグリッド間のマッピングに関する誤差傾向を過去データから学習し、新規のマッピングの際の修正項として活用することでマッピング精度を改善しマルチグリッド法の反復回数を削減した。地震シミュレーションにおいて開発手法を A64FX CPU に適した実装とともに用いることで、従来手法比 10.1 倍の高速化を達成した。

II. H 行列演算

Tensor Core を用いながらも SGEMM の精度を達成できる精度補正手法を開発した。これにより、SGEMM と全く同じ精度を達成しながらも SGEMM の速度を上回る実装を実現することができた。

さらに、BLR, HODLR, HSS, H 行列, H^2 行列のいずれにも対応できる汎用なコードの実装を完成させることができた。また、FGMRES などの反復法の前処理に混合精度 H 行列を用いる準備として、FGMRES に H 行列の前処理を組み込んだ。さらに、H 行列の混合精度実装も完成させることができた。

III. 計算機システムと消費電力測定

A64FX アーキテクチャを搭載した FX1000 上でポアソン方程式の解法である ICCG 法の電力評価を行った。低精度演算利用による消費電

力を確認するため倍精度と単精度を用いて計算を行った場合のノード全体が消費する平均消費電力を計測した。Intel CPU の場合、倍精度を単精度化することで演算密度が上昇し消費電力が増加する傾向にあることがみられたが、FX1000 では単精度の場合よりも倍精度の消費電力が高くなる傾向にあることが確認された。

次に、ポアソン方程式のデータ格納方式を SELL-C- σ に変更したのに対して同様に FX1000 上で電力評価を行った。実行時間を比較すると、行列ベクトルの一部、もしくは全体を単精度化することで実行時間が短縮されていることが確認でき、この結果が消費エネルギー削減にも大きく貢献していることが確認できた。

IV. 精度保証と自動チューニング手法

AT 言語である ppOpen-AT の新 AT 機能として混合精度演算を活用した新方式の提案を行った。本方式では API により、ユーザーが基準となる演算に対する相対的な演算精度劣化の許容値（許容相対誤差）を事前に与える。AT を実行すると指定された許容相対誤差の基準を満たした上で、演算精度を変更して計算速度が最速となる実装を探索する。NICAM を利用した性能評価の結果、全て FP64 の実行時間に対して、部分的に FP16 にすることで 1.36 倍の速度向上を得られることが明らかになった。また、演算精度については全て FP16 の場合は平均相対誤差が $7.57 \cdot 10^{-6}$ に対し、部分的に FP16 にすると平均相対誤差が $6.52 \cdot 10^{-12}$ と抑えられることがわかった。

5 今年度の研究成果の詳細

研究計画の各項目に従って研究を推進した。主な研究成果を以下に示す。

I. 疎行列ソルバー

先行研究に基づき、並列疎行列解法について、

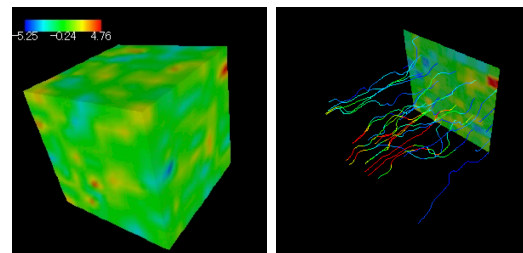


図 1 三次元不均質多孔質媒体における地下水流れ問題における計算モデル（左：透水係数分布，右：流線）

所望の精度において計算時間、消費エネルギーを最小化する最適演算精度を、アプリケーション・係数行列の性質、問題サイズ、ハードウェア環境等に基づき自動チューニング技術（AT）によって動的に制御するための検討を実施した [18]。最適な演算精度を選択する手法を開発するため、より多様な問題に、これまでに開発した精度保証手法を適用し、検討した。また、低精度・混合精度演算における安定性について、通常の共役勾配法（CG1）と Chronopoulos-Gear 法に基づく共役勾配法（CG2）を比較した。

不均質性分布と最適精度に関する検討を実施した結果を図 2-4 に示す。比較する演算の精度は、単精度（S）、倍精度（D）、混合精度（M）である。各グラフの横軸（Dmax/Dmin）は、係数行列の対角成分の最大値、最小値の比であり、これが大きくなるほど条件が悪くなる。

ここで得られた知見は以下ようになる：

1. 不均質性の度合いが低精度演算による前処理付き反復法の収束に強く影響する
2. 著者等の先行研究で提案した精度保証手法によって得られる相対誤差上限値は、真の残差ノルムと良く一致している
3. Chronopoulos-Gear 法に基づく共役勾配法（CG2）は不均質性に対する安定性の影響がより顕著であり、低精度演算による前

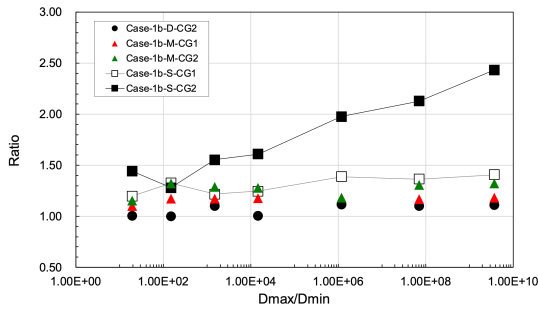


図2 計算結果：倍精度 CG1 法 (D-CG1) を基準とした場合の反復回数の増加割合

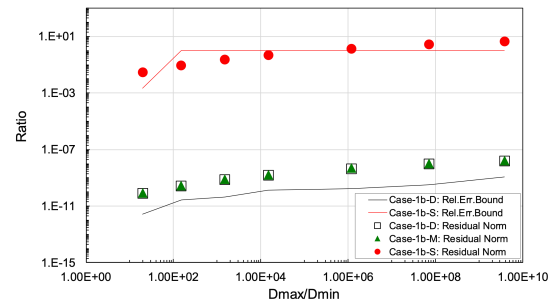


図4 計算結果：CG1 法における相対誤差上限 (Rel. Err. Bound) と各計算手法における真の残差ノルム (Residual Norm) の比較

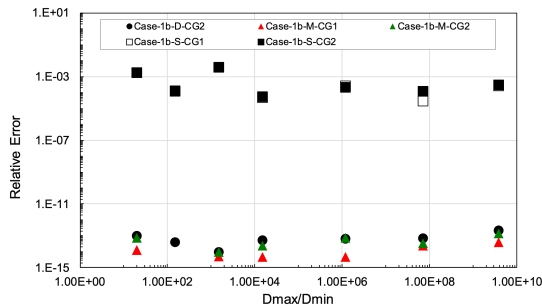


図3 計算結果：倍精度 CG1 法 (D-CG1) を基準とした場合の原点計算結果の相対誤差

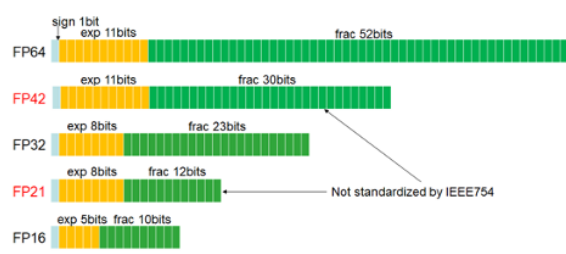


図5 FP21, FP42 と IEEE754 標準規格の比較

処理付き反復法の安定限界を評価するのに有用

特に、上記1の知見に基づき、最適な演算精度を選択するためには、係数行列の固有値分布を知ることが不可欠であることがより明確となった。

任意精度に関する研究では、FP21, FP42 (図5) を ICCG 法に適用し、その有効性を評価した。昨年度までの評価では、IC 前処理のみ任意精度を適用し評価を行っていたが、今年度は ICCG 法全体に適用し、評価を行っている。図6は ICCG 法全体を低精度化した場合の近似解への影響を示している。FP21 を係数行列に使用した場合、問題の条件数が少し大きくなっただけで近似解の精度が極端に悪くなっている。

対して、FP42 を使用した場合には FP64 と同等の結果を得た (グラフの上では FP64-FP64 と完全に一致)。

図7は近似解を得るまでの計算時間を示している。FP21-FP32 は計算時間の観点で、ほかのデータ型に対して優位な結果を得たが、図6で示したように解の精度に問題があるため、FP21 の使用は問題の条件が良い場合に限定される。FP42-FP64 はどの条件でも FP64-FP64 と比較して 10% の計算時間短縮を達成した。

(2) 昨年度に実施した課題で得られた、倍精度と単精度を用いた混合精度 GMRES(m) 法に関する成果を踏まえて、GMRES(m) 法以外の非対称問題向けクリロフ部分空間法に対する混合精度型アルゴリズムに関する研究を実施している。これまでに、初期的実験を通して、

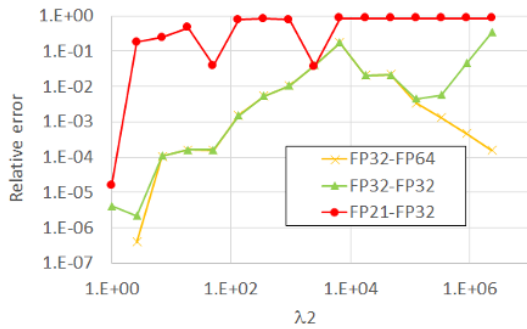


図 6 低精度化の近似解への影響 (凡例の FP** \rightarrow FP** は使用したデータ型を示しており, 前は行列のデータ型を, 後ろはベクトルを示している. また, 本図の縦軸は FP64-FP64 で得た近似解に対する誤差を示している)

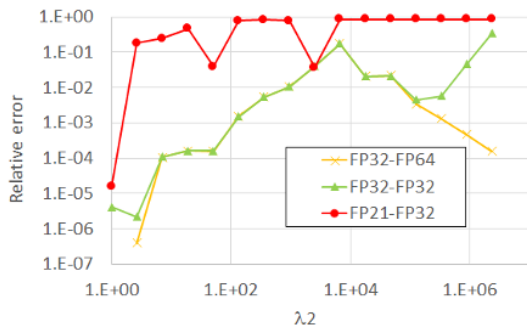


図 7 近似解を得るまでの計算時間

GMRES(m) 法の事例と異なる状況が確認されており, その結果を踏まえて, 反復改良法と Bi-CGSTAB 法を組み合わせた混合精度型アルゴリズムに関する詳細な調査を行った. 様々な数値実験により, 対象とする問題が比較的容易 (条件数が小さい) 場合には, 混合精度 GMRES(m) 法よりも本手法が有効となる可能性が確認された.

近似逆行列前処理 (AINV) は, 標準的に用いられている ILU/IC 前処理と比べて, 並列計算に適した特徴を有し, GPU を用いた計算に適している. しかし, 前処理行列生成のコス

トが他の前処理と比べて大きく, 実問題への適用の妨げとなっていた. 我々の研究グループでは, 前処理行列の生成過程において, 一部の計算を簡略化することにより, 生成部の高速化を図る方法を考案した. GPU 上での数値実験により, 前処理の効果をほとんど劣化させることなく, 生成部の高速化が図れることが明らかとなり, 提案手法の有効性が確認された.

応用分野で用いられる疎行列ソルバにおいて最もよく用いられる前処理である ILU 分解前処理について, SIMD 命令の活用を前提としたフィルイン選択手法を提案した. ILUB 前処理と呼ぶ本手法では, 係数行列をブロック分割し, ブロック内のフィルインをすべて許可する. 本手法により, 前処理過程は密行列計算の集合で記述でき, 効果的に SIMD 命令を使うことができる. その結果, 従来手法である ILU(0) 前処理と比べて優位な性能を数値実験で示した. 本成果を国際学術論文誌において報告した [1].

(3) Data Analytics アプローチを地震発生 of 分析に使う粘弾性地殻変動解析に適用することで Adaptive CG ソルバーの性能改善に取り組んだ [4]. ここでは, 非構造格子有限要素法により離散化した Maxwell モデルに基づく粘弾性地殻変動問題を対象に, 過去時間ステップにおける解を学習し, 次の時間ステップの解を高精度で推定する. ブロックヤコビ前処理付き共役勾配法ソルバーにおいて標準的な初期解予測手法である Adams-Bashforth 法を用いた場合と比較して, 開発した Data Analytics に基づく初期解予測手法を用いることで共役勾配法ソルバーの反復数が $1/3.23$ に削減され, 3.19 倍の高速化を達成した. また, ブロックヤコビ前処理の代わりにマルチグリッド前処理を用いた共役勾配法ソルバーと Data Analytics に基づく初期解予測手法を組み合わせた場合で 76.8 倍の高速化を達成した. 提案する Data

Analytics に基づく初期解予測手法は計算ノード間の通信が不要で計算が局所化されるため、富岳の約半分に相当する 73728 計算ノードまでのウィークスケラビリティで 78.5% という高い効率を達成し、アプリケーション全体で FP64 ピーク比 6.88% という高い性能が得られた。このような開発は粘弾性地殻変動解析だけでなく、他の偏微分方程式に基づく時間発展問題の高速化にも役立つと期待される。

II. H 行列演算

H 行列で多用される Randomized 低ランク近似法の計算量の大部分をしめる乱数行列との行列積では乱数行列の方だけ半精度で計算することができる。単精度の行列積 (SGEMM) や半精度の行列積 (HGEMM) とは異なる、片方の行列だけが半精度になる SHGEMM はこれまでに研究例がない。これまでに、SGEMM と同程度の精度を TensorCore に補正を加えて実現する方法を開発してきたが、その場合演算量が半精度の 3 倍になるという欠点があった。本研究では、SHGEMM の演算を HGEMM の 2 倍に抑える方法を開発した。図 8 に示すように SHGEMM は cuBLAS SGEMM と同等の精度でありながら、倍以上の Flop/s を達成できることが示された。

III. 計算機システムと消費電力測定

様々な LLM が公開され生成系 AI が身近になりつつあるが、LLM の実用的な利用には大きな電力を消費する GPU が必要不可欠である。そこで、LLM のモデルサイズやモデルをロードする際の精度の違いによる電力特性について調査を行った。さらに、GPU に対し電力キャップを行うことにより、言語生成系 AI 実行時の電力効率を高める試みを行った。

本実験ではオープンソースの Vicuna LLM を最新の Ada Lovelace アーキテクチャを採用した GeForce RTX4090 の上で動作させ、単位

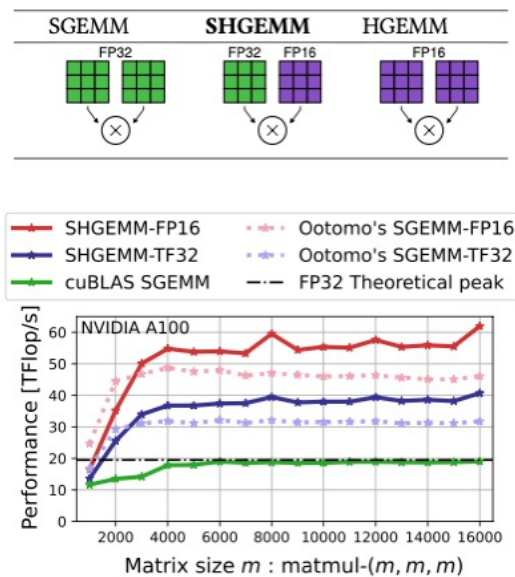


図 8 SHGEMM の Flop/s

時間あたりに生成できるワード数や消費電力の特性を調査する。また、生成に要したエネルギー積と生成ワード数から Word/J となる指標を求める。さらに、GPU に対し電力キャッピングを行うことによって、最も電力効率よく文章を生成できるポイントの探索を行う。

本評価では単位時間あたりに生成できるワード数を評価の単位とした。質問に”Could you tell me the highest mountains in Japan?”と入力し、回答が得られるまでの時間を計測する。さらに、生成された文章のワード数をカウントし、単位時間あたりに生成できるワード数 (word/s) を算出した。さらに、nvidia-smi を用いて文章生成中の電力を計測し、文章生成時の平均電力を計算した。この際、GPU の電力キャッピング機能を使い、GPU が消費する電力を制限した。GPU の電力制限値を 400W, 360W, 320W, 280W, 240W, 200W, 160W に制限し、単位時間当たりのワード生成数 (word/s) と消費電力を計測した。これらの

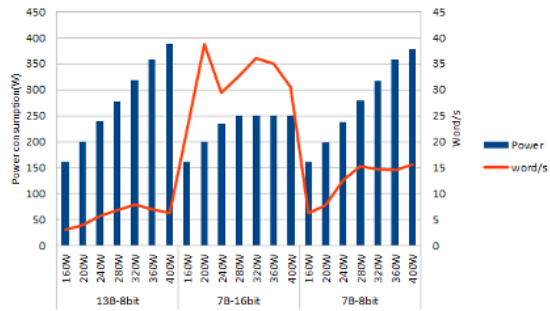


図9 モデルと電力キャッピング値による単位時間当たりのワード生成数と消費電力

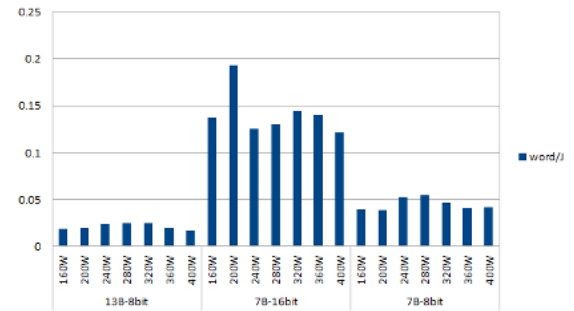


図10 単位エネルギーあたりの Word 生成量

結果を図9に示す。

これらの結果より、単位エネルギーあたりに生成できるワード量 (word/J) の算出を行った。本評価では、図9の値に示されている word/s を平均消費電力で割ることで計算を行った。これらの結果を図10に示す。モデルごとに比較を行うと7B-16bitが最もエネルギー効率よくワードを生成できることがわかる。他の8bitの2種と比較しても非常に良い結果となっている。7B-16bitは生成速度が高く、かつ、消費電力も低い傾向にあるためである。また、13B-8bit、7B-8bitを比較すると7Bのモデルのほうが2倍以上高いスループットとなった。電力キャッピング値についてモデルごとに着目するとキャッピング値を200W-320Wとしたほうが高いエネルギー効率を得ることが確認された。この結果より、言語生成系AIにおいて電力キャッピング値を調整することによって、エネルギー効率を向上させる余地があることが確認できた。

IV. 精度保証と自動チューニング手法

H行列演算との共同研究として、実対称行列Aが適当な精度で近似されたブロック低ランク(BLR)行列Aを対象に、精度保証付きで固有値問題を解く手法を検討した[20]。BLR行列向けの特異なブロックハウスホルダー変換を使

用し、精度保証に必要な計算を含めて、密行列演算の場合より計算容量と計算量を低減可能なことを示し、得られた近似固有値の精度評価を行った。

具体的には、並行平板コンデンサの問題に提案手法を適用し、得られた固有対に対して精度評価を行うことを考えた。今回は、この精度評価の予備実験として、図11(a)に示すように、残差ノルム $\|AV - VE\|_\infty$ の評価を行った。ここで、Vは近似固有ベクトルを並べた行列、Eは対角行列であり、対角成分に近似固有値を並べたものである。さらに、図11(b)に示すように、近似固有ベクトルの直交性の評価として $\|VV^T - I\|_\infty$ を計算した。ただし、この段階では行列積やノルムの計算における丸め誤差は考慮していない。この予備実験結果から、低ランク近似におけるランクkをある程度大きくすることによって、残差ノルムや直交性を改善できていることが分かる。

(2) AT言語のppOpen-ATにおいて、前年度の成果を基に消費電力測定を入れ込み演算精度/結果精度の観点からATを実行する方式の評価を行なった。また、論文が国際会議で採択され発表を行い、論文が出版された[6]。尾崎の方法を実現したライブラリにおける実装選択のATに関して、キャッシュブロッキング幅を

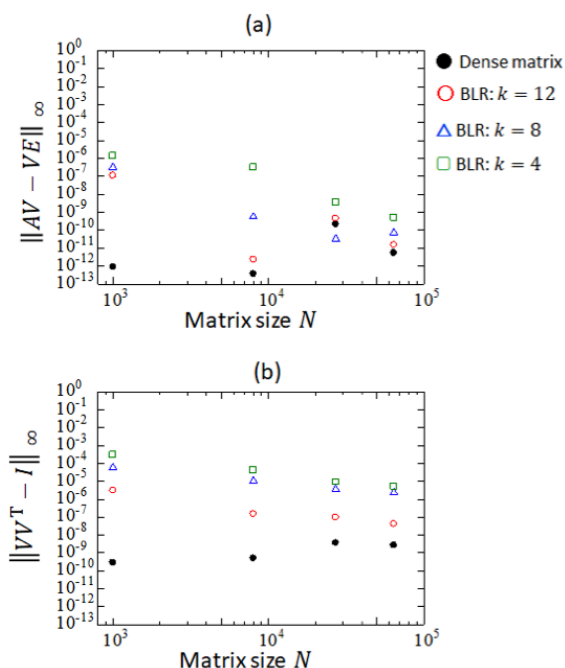


図 11 精度保証計算に必要な計算値の諸量

AT できる AI の説明可能 AI(XAI) 事例の評価と検証を行った。加えて本年度の新規の研究として、不完全コレスキー分解前処理付き CG 法 (PICCG 法) で現れる性能パラメタのチューニングに、深層学習によりパラメタチューニングする自動チューニング (AT) 機能を提案した。また、その AT 機構の AI 出力結果を、XAI を用いて検証を行った [12]。具体的には、ICCG 前処理における最大フィルインレベル (m) と零とみなす値の閾値 (t) を自動調整する AT 機構を開発した。この AT 機構は、入力の疎行列の画像、および m と t を入力として、教師データを用いた学習を行うものである。

行列の条件数が調整できるテスト問題を活用し、 4096×4096 , 32768×32768 , および 262144×262144 の 3 種類の行列サイズの問題について、条件数の違う行列を 90 種、最大フィルインサイズを 0, 1, 2 の 3 種類、および閾値を 0.001 ~ 0.02 から 0.001 刻みの 199 種類の

行列を生成した。それぞれ 41,073 種類であり、総合して 10,269 種類の行列を教師データとして利用した。数値実験の結果、XAI により、AI モデルの不具合が明らかとなった。その結果をもとに学習データに対する精度改善の方法を明らかにし、XAI が学習結果の精度改善に活用できる事例を示した。

6 今年度の進捗状況と今後の展望

I. 疎行列ソルバー

(1) 大規模な疎行列の固有値分布をあらかじめ知ることは、連立一次方程式を解くのと同等の計算量が必要であり、何等かの簡略化によって、固有値分布を推定する手法の開発が必要である。また、倍精度 (FP64), 単精度 (FP32) だけでなく、FP21, FP42 のような変動精度を使用した演算も盛んに実施されており、これら変動精度向けの精度保証手法の開発も著者らによって進められている。これまでの数値実験結果から、対角成分比が増加すると、反復回数が増加することが分かっている。このような問題に対処するための前処理手法の検討も必要である。著者等の先行研究で接触問題向けに提案した、ブロック化前処理、疎行列成分の大きさを考慮したリオーダーリングなどの手法が考えられる。

(2) 2022 年度において、反復改良法と Bi-CGSTAB 法を組み合わせた混合精度型アルゴリズムの基礎的な性能評価を行い、GMRES(m) 法と比較して、優位となるケースがあり得ることが明らかとなったため、実際に同アルゴリズムを実装し、計算時間を評価することで、同アルゴリズムの実応用での有効性を検証することが課題となっている。

(3) 地震シミュレーションについては、今後は、より実用の計算に近い長時間の粘弾性地殻変動解析に開発手法を適用することで、手法のロバ

スト性・適用性を評価していく計画である。

II. H 行列演算

2022 年度の目標は「単精度と半精度の混合行列積である SHGEMM の開発」と「GMRES と混合精度 H 行列を用いた反復改良法の開発」であった。SHGEMM の開発及び性能最適化を達成することができ、cuBLAS SGEMM の精度を維持しながらも倍以上の FLOP/s が得られた。混合精度 H 行列を用いた反復改良法の実装も完成し、精度に応じて H 行列のランクを最適化することで前処理付き反復改良法の計算量を $O(N^3)$ から $O(N^2)$ に低減することができた。 $O(N^2)$ にとどまっているのは残差を計算する際の行列ベクトル積の部分が H 行列化されていないことが要因である。

III. 計算機システムと消費電力測定

今後は、他の LLM での評価や他の GPU での評価を引き続き行い、さらなる特性分析を試みる。さらに、エネルギー効率を最大化するポイントを効率的に探索する方法について検討する。

IV. 精度保証と自動チューニング手法

本年度は、反復解法である PICCG 法の性能パラメータチューニングに適用できる AT 機構の開発を行い、一定の成果を得ることができた。また、XAI により AI モデルの不具合を発見し、データ構造を改善することができたため、数値計算法に AI を適用する場合における XAI の有効性も示すことができた。そのため、十分な成果を得ることができたと考えている。今後の課題として、精度保証への展開がある。本年度は、PICCG 法への AI 適用ができたが、これは混合精度計算の反復解法への適用の礎となっている。そのため、精度保証への AT 適用へつなげることが可能である。この精度保証のための AT 機構の開発は、今後の課題である。

7 研究業績一覧（発表予定も含む）

学術論文（査読あり）

- [1] Y. Zhao, T. Fukaya, L. Zhang, T. Iwashita: Numerical Investigation into the Mixed Precision GMRES(m) Method Using FP64 and FP32, J. Inf. Process., 30 (2022), 525–537.
- [2] A. Ida: Solving block low-rank matrix eigenvalue problems, J. Inf. Process., 30 (2022), 538–551.
- [3] H. Ootomo, R. Yokota: Recovering single precision accuracy from Tensor Cores while surpassing the FP32 theoretical peak performance, Int. J. High Perform. Comput. Appl., 36 (2022), 475–491.

国際会議プロシーディングス（査読あり）

- [4] K. Fujita, S. Murakami, T. Ichimura, et al.: Scalable Finite-Element Viscoelastic Crustal Deformation Analysis Accelerated with Data-Driven Method, 2022 IEEE/ACM Workshop on Latest Advances in Scalable Algorithms for Large-Scale Heterogeneous Systems (ScalAH), Dallas, TX, USA, 2022, pp. 18–25.
- [5] D. Mukunoki, K. Ozaki, T. Ogita, T. Imamura: Infinite-precision Inner Product and Sparse Matrix Vector Multiplication using Ozaki Scheme with Dot2 on Many-core Processors, Proc. 14th International Conference on Parallel Processing and Applied Mathematics (PPAM 2022), to appear.
- [6] S. Yamanashi, H. Yashiro, T. Katagiri, T. Nagai, S. Ohshima: Autotuning

Power Consumption and Computation Accuracy using ppOpen-AT, Proc. of IEEE MCSoc-22, Dec. 19–22, 2022.

国際会議発表 (査読なし)

- [7] K. Nakajima: Innovative Scientific Computing by Integration of (Simulation + Data + Learning) in Information Technology Center, The University of Tokyo, NHR PerfLab Seminar, 2022 (Invited Talk).
- [8] K. Nakajima, T. Iwashita, H. Yashiro, H. Nagao, T. Shimokawabe, H. Matsuba, T. Ogita, T. Katagiri: h3-Open-BDEC, The 31st International Toki Conference on Plasma and Fusion Research (ITC31), 2022 (Invited Talk).
- [9] K. Fujita: Enhanced Earthquake Simulation with Data-Driven Methods and Stochastic Analysis, The 5th R-CCS International Symposium, 2023.
- [10] H. Ootomo, H. Manabe, K. Harada, R. Yokota: Quantum Circuit Simulation by SGEMM Emulation on Tensor Cores and Automatic Precision Selection, ISC High Performance, May, 2022.
- [11] H. Ootomo, R. Yokota: Reducing Shared Memory Footprint to Leverage High Throughput on Tensor Cores and its Flexible API Extension Library, HPC Asia, Feb., 2023.
- [12] T. Katagiri: State-of-the-Art Explainable AI for Auto-tuning Function on Numerical Software, 2023 Conference on Advanced Topics and Auto Tuning in High-Performance Scientific Computing

(ATAT23), March 24-25, 2023.

国内会議発表 (査読なし)

- [13] 中島研吾: 通信と計算のオーバーラップによる前処理付き並列反復法, 第 27 回計算工学会講演会, 2022 年 6 月.
- [14] 中島研吾: Wisteria/BDEC-01 (Odyssey) における前処理付き反復法の高速化, SWoPP2022, 2022 年 7 月.
- [15] 中島研吾: 通信・計算オーバーラップによる並列多重格子法, 日本応用数学会年会 2022, 2022 年 9 月.
- [16] 中島研吾, 住元真司, 八代尚, 荒川隆, 松葉浩也: h3-Open-BDEC: 「計算・データ・学習」融合による革新的スーパーコンピューティング, RIMS 共同研究: 数値解析が拓く次世代情報社会, 2022.
- [17] 中島研吾: 通信・計算オーバーラップによる並列多重格子法, 情報処理学会第 187 回 HPC 研究会, 2022 年 12 月.
- [18] 中島研吾, 荻田武史, 河合直聡: 最適演算精度選択のための検討, 情報処理学会第 188 回 HPC 研究会 (2022-HPC-188-32), 2023 年 3 月.
- [19] 伊田明弘: 対称ブロック低ランク行列の固有値問題解法, SWoPP2022, 2022 年 7 月.
- [20] 伊田明弘, 荻田武史, 横田理央: 対称ブロック低ランク行列の精度保証付き固有値問題解法, 日本応用数学会 2022 年度年会, 2022 年 9 月.
- [21] 椋木大地, 尾崎克久, 荻田武史, 今村俊幸: 尾崎スキームによる無限精度内積と再現可能疎行列反復ソルバーへの応用, 日本応用数学会 2022 年度年会, 2022 年 9 月.