

主題

BIM/CIMが土木建築業界でも浸透し始め、今後益々インフラのDXが加速していくであろう。同時に5Gの本格運用がはじまり、ビックデータとAIを融合したイノベーションも起き始めている。応用力学委員会では、AIを使った一歩先の未来ではなく、その次に始まるであろう新たなイノベーションを見据え、それに向けた準備をするために、計算力学× α 小委員会が2021年に立ち上がる。土木における応用力学の新たな扉を開くため、小委員会の活動内容や方針について議論するとともに、AIの先にある未来について討論する。

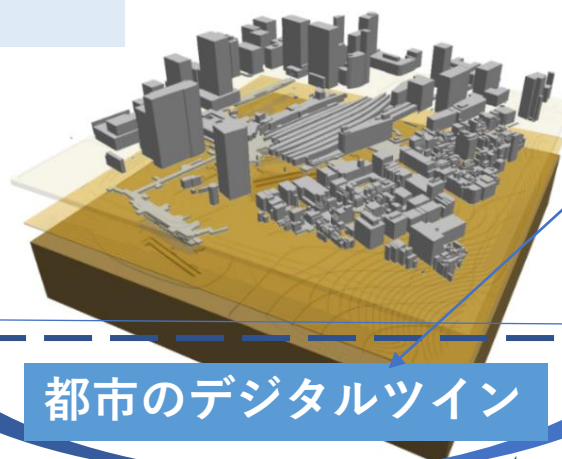
×（かける）
コンピューテーショナルサイエンス

市村強
東京大学

Society 5.0 のためのBig data & extreme computing

6GやIoTにけん引されるDXにより従来より巨大化

観測データ
(都市観測データなど)
計測



観測データに整合する計算機上に構築された双子 (ex) デジタルツイン東京) : データ群とシミュレーション群の塊

解析結果を受けた検討・判断など

実空間

デジタル空間

Big Data & Extreme Computing System

分析・推定・予測

データフロー
解析

ストレージ

フローからの必要情報及び
パラメータ等の解析結果を
アーカイビング

多数の観測機器から得られたデータを蓄積し、**大規模・多種多様なシミュレーションを駆使して**過去・現在・未来を評価可能な都市・社会・地球の次世代デジタルツインによる未来予測・設計制御へ

高性能計算物理シミュレーション の高度化

京コンピュータを用いた首都圏の大規模地震シミュレーション

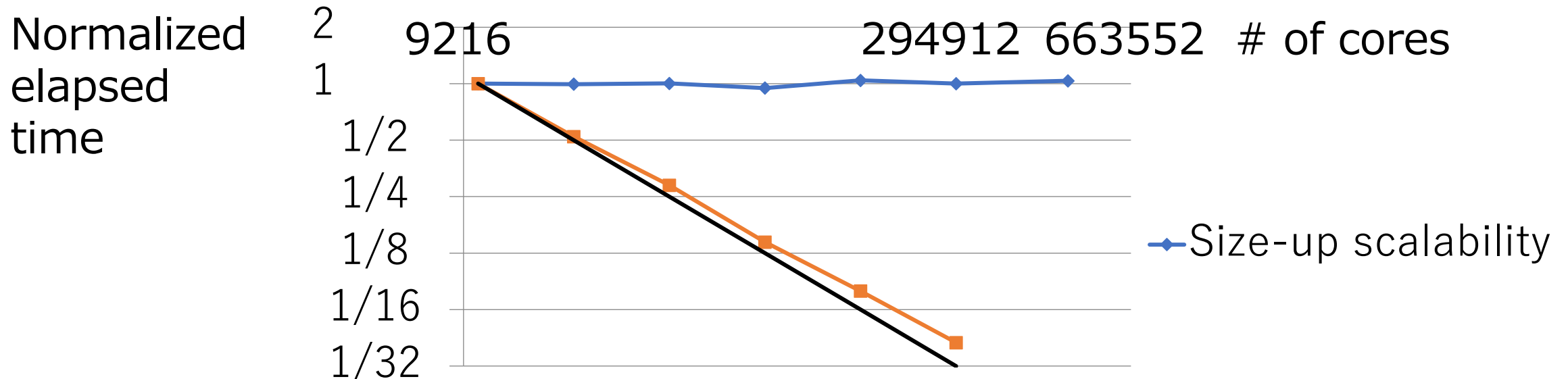
Tsuyoshi Ichimura, Kohei Fujita, Seizo Tanaka, Muneo Hori, Maddegedara Lalith, Yoshihisa Shizawa, and Hiroshi Kobayashi, Physics-based urban earthquake simulation enhanced by 10.7 BlnDOF x 30 K time-step unstructured FE non-linear seismic wave simulation, SC14: International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis, 15-26, 2014.

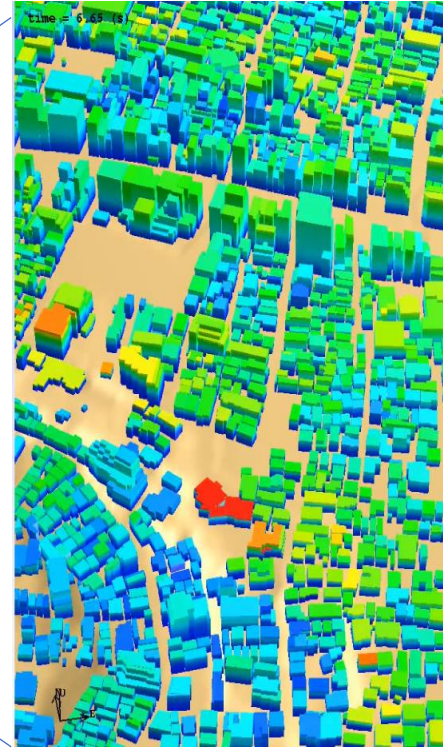
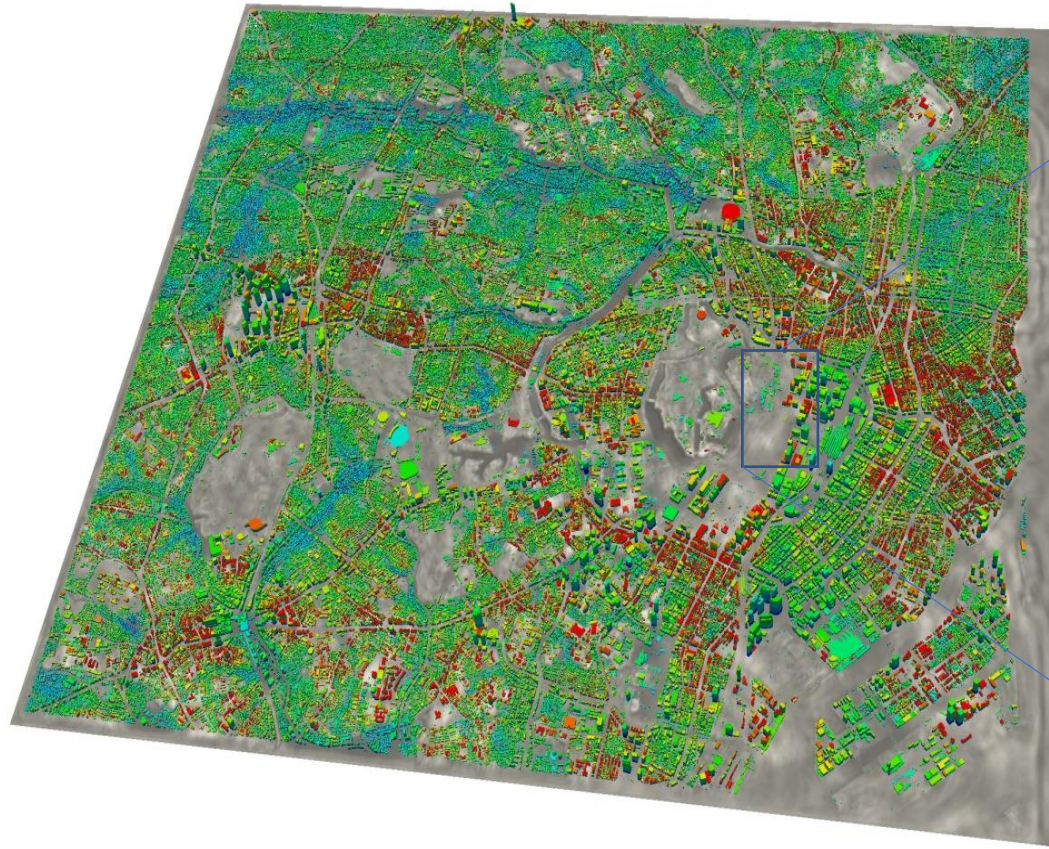
Tsuyoshi Ichimura, Kohei Fujita, Pher Errol Balde Quinay, Lalith Maddegedara, Muneo Hori, Seizo Tanaka, Yoshihisa Shizawa, Hiroshi Kobayashi and Kazuo Minami, Implicit Nonlinear Wave Simulation with 1.08T DOF and 0.270T Unstructured Finite Elements to Enhance Comprehensive Earthquake Simulation, SC15: International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis, Article No. 4, 2015.

大規模有限要素解析手法の効率

(K, Fugaku, Summit, Piz Daintで良好な性能)

- Size-up scalability: **96.6% efficiency** from 9,216 cores to full K computer (663,552 cores)
 - Enables **18.6% of peak (=1.97 PFLOPS) & 1.08 trillion DOF @ full K computer**
 - **8.6 times faster than conventional solver** (CG + Element-by-Element + simple preconditioner (block diagonal Jacobi preconditioner))
- Speed-up scalability: **76% efficiency** for 9,216 → 294,912 cores
- Very good scaling considering non-uniform mesh is partitioned using METIS
 - Similar scalability can be attained for practical problem





大容量都市データと京コン
ピュータ全力を用いた山手
線内規模の都市地震解析
(1300億自由度を越える
大規模非線形地盤解析と
32.8万棟の構造物の地震
時挙動解析)

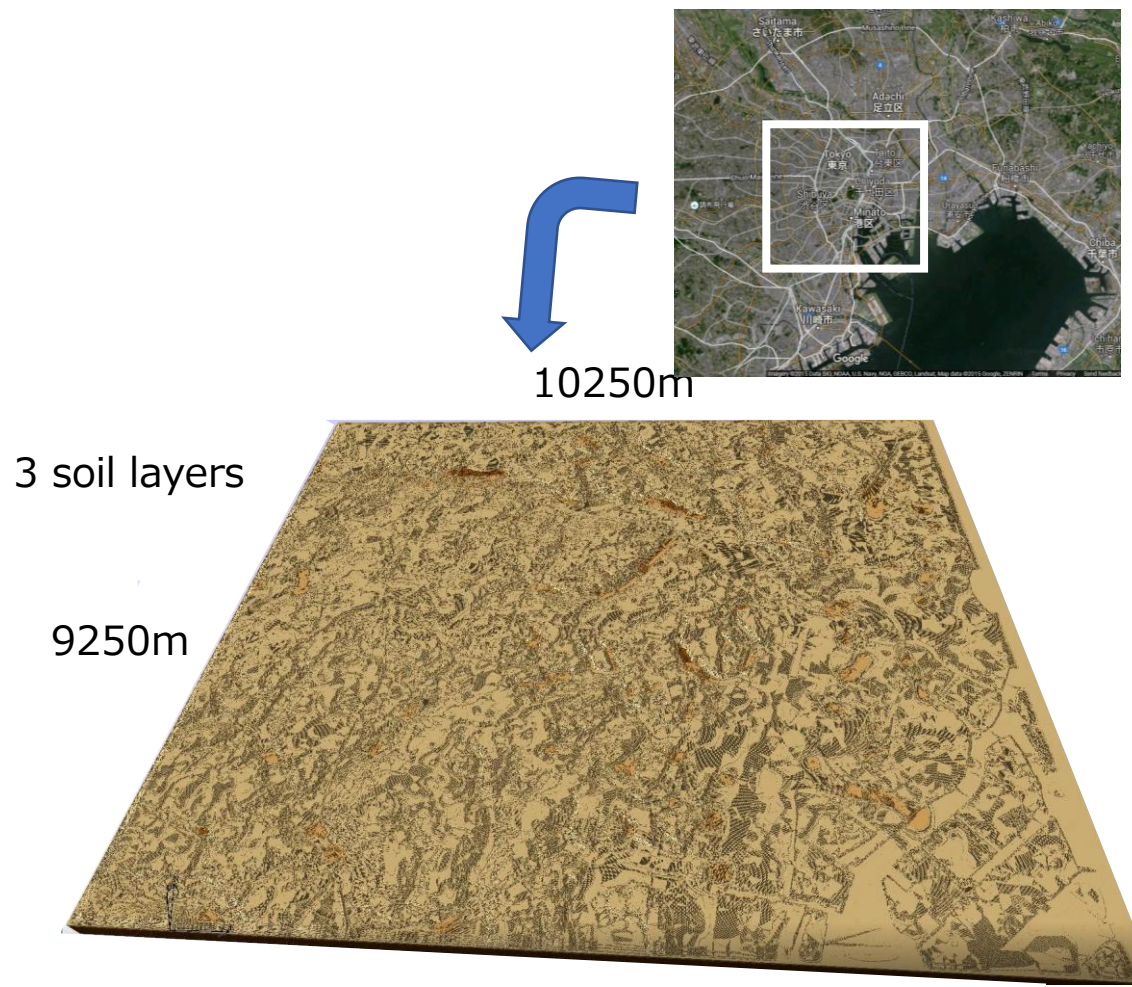
- 大規模な高詳細都市地震解析を実現
- 富岳コンピュータにより，さらに信頼性が向上すると期待される

HPC物理シミュレーションの高度化と人工知能の融合へ向けて

HPC物理シミュレーションによる人工知能の高度化

Tsuyoshi Ichimura, Kohei Fujita, Takuma Yamaguchi, Muneo Hori, Maddegadara Lalith, Naonori Ueda, AI with Super-Computed Data for Monte Carlo Earthquake Hazard Classification, SC17: International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis, 2017.

超大規模解析による超大規模データ

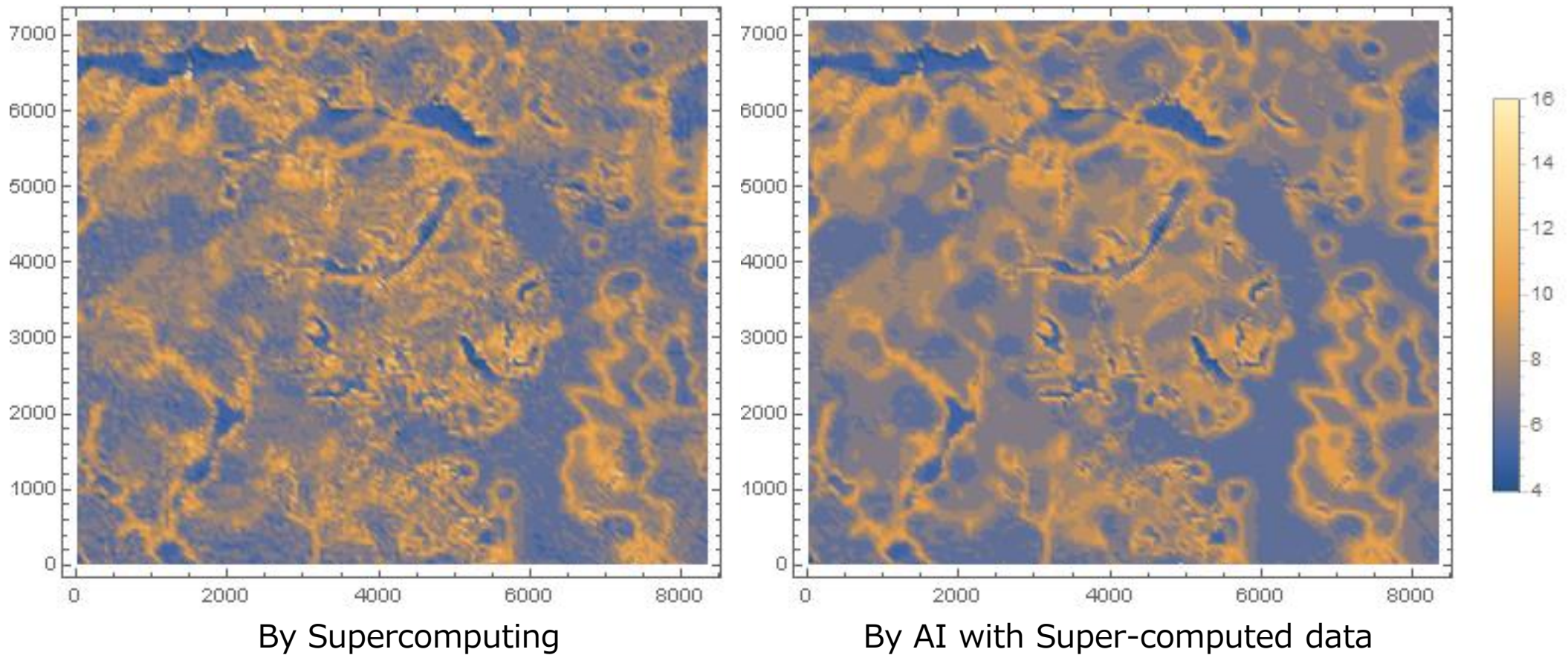


- 京コンピュータ全系(663552 CPUコア)を使用上限 (8時間) 用いて実施
 - 最小要素サイズ (非構造四面体二次要素) : 1m
 - 1333億自由度で6600時間ステップ
- 情報量: $1333\text{億自由度} \times \text{倍精度} \times 6600\text{時間ステップ} = 6600\text{ TB}$



このデータを用いてAI (サロゲートモデル) を構築

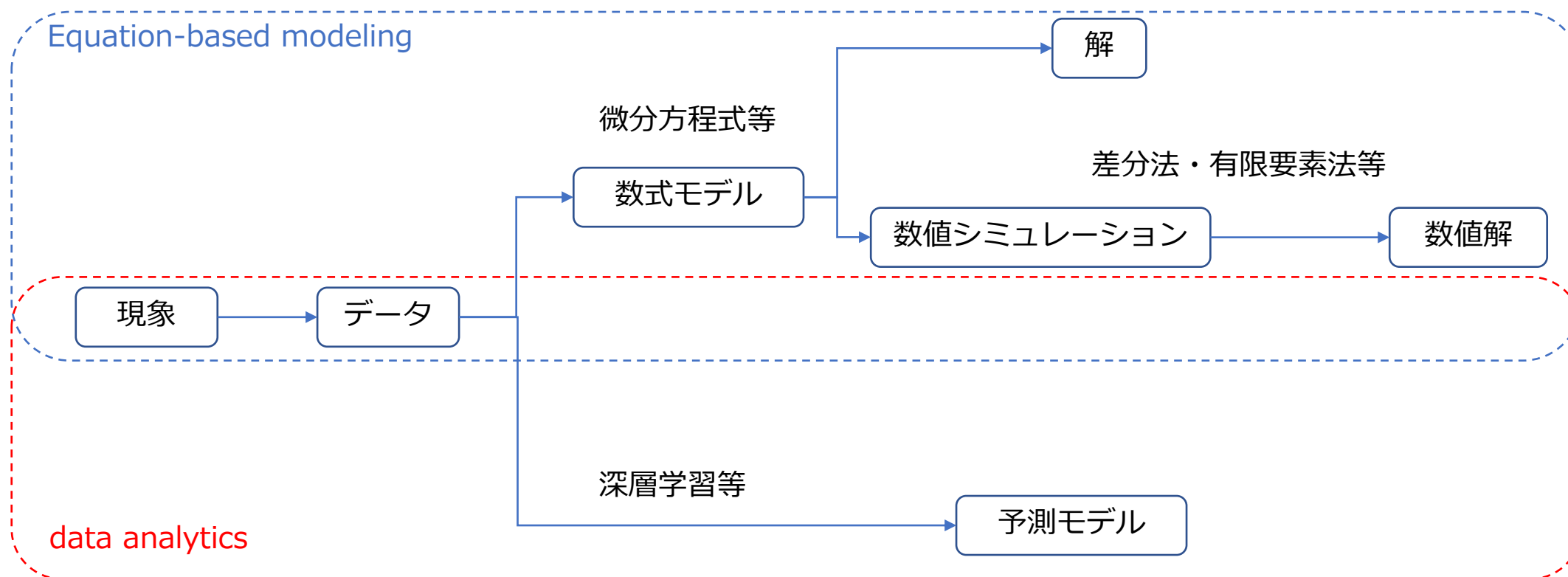
地震の揺れマップ 物理シミュレーション vs AI



両者は良く一致している

∴人工知能の正答率が高くなるように学習させる方法論を開発提案したため

Equation-based modelingとdata analytics

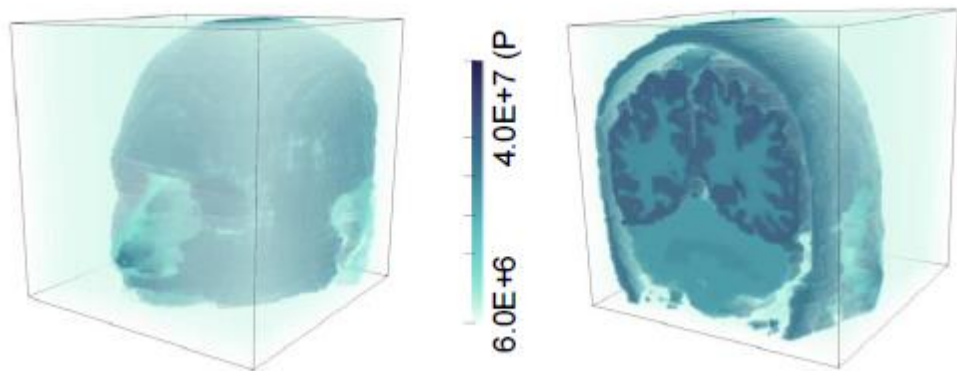


Equation-based modelingとdata analyticsの融合により
より多くの問題が解けるようになる？

ニューラルネットワークによる超大規模シミュレーションの高速化

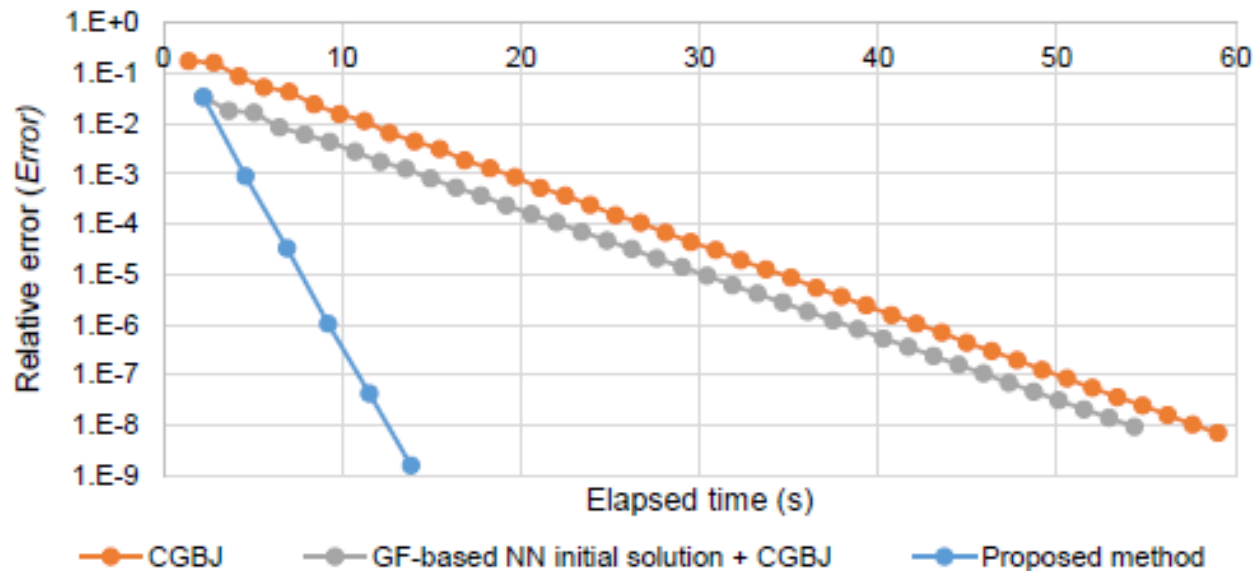
微分方程式を学習した人工知能による高性能計算物理シミュレーションの高度化

Tsuyoshi Ichimura, Kohei Fujita, Muneo Hori, Lalith Maddeggedara, Naonori Ueda, and Yuma Kikuchi, A Fast Scalable Iterative Implicit Solver with Green's function-based Neural Networks, 2020 IEEE/ACM 11th Workshop on Latest Advances in Scalable Algorithms for Large-Scale Systems (Scala)@SC20: International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis, 2020.

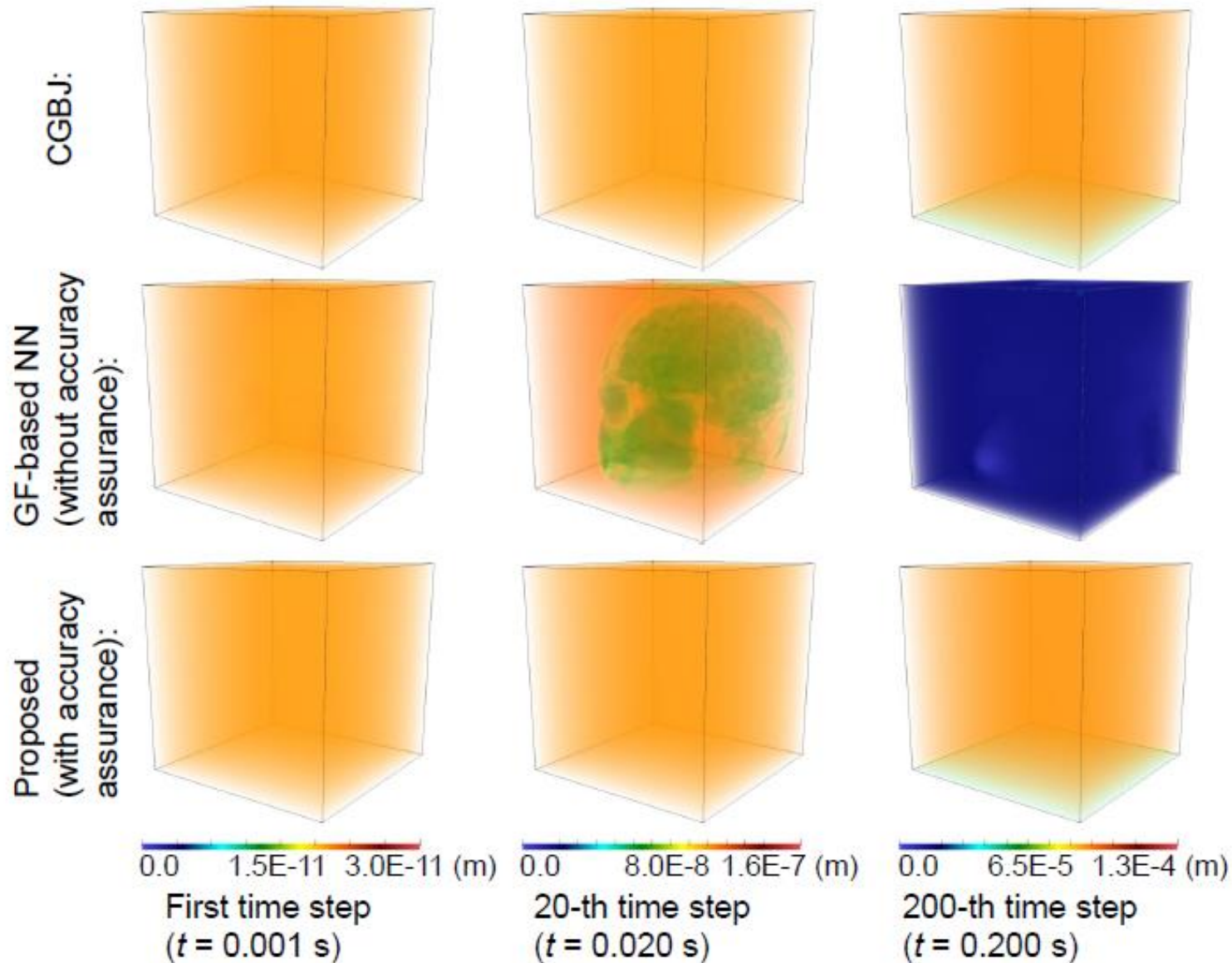


Distribution of the Young's modulus of the target head model

heterogeneous problem generated based on a CT scan-based Human head model with sharp material property contrasts. The material parameters in this example ranged from $V_s = 50$ to 120 m/s (with fixed $V_p = 200$ m/s, density $\rho = 1000$ kg/m³, damping $h = 0.001$), with void part filled with a soft material with $V_s = 50$ m/s. The domain was discretized with $512 \times 512 \times 512$ elements, leading 405,017,091 DOF problem.



Convergence speeds of solvers for the head model measured on one Oakbridge-CX node. The convergence ratio (ratio of change in relative error per iteration) was greatly improved by the use of the GF-based NNs in each refinement iteration in the proposed method. The simple scheme using GF-based NNs for initial solution of PDE solver scheme (CGBJ) could not utilize this improvement in the convergence ratio.



時刻歴解析結果 (uの分布)

上段：従来のアプローチ
(ブロックヤコビ + CG)

中段：人工知能のみによる
求解 (NNベースG)

下段：提案手法
(人工知能前処理 + CG)

- ・高精度な人工知能を構築出来ているが、これだけでは精度が劣化していく
- ・CGと組み合わせることで、精度劣化なく解析可

・人工知能解析の精度保証をCGにより実現
・人工知能によるCGの高速化

の二つの側面

まとめ

- 地震シミュレーションを例に，高性能物理シミュレーションとデータサイエンスの融合により，シミュレーション能力向上が可能に？
- 土木の知見を活かしてAIをうまく設計することで，従来手が届かなかった部分を補強して新しい手法を作り出すことが可能に？
 - 精度保証したAI/AIにより高速化されたシミュレーション
 - 高性能物理シミュレーションとデータサイエンスの融合は様々な方向性が．．．
 - Flop countだけではなく，計算機構に沿った実効Flop countの観点から，より強力なアルゴリズム設計が可能に．物理シミュレーション内の計算機との親和性が低い演算（e.g. ランダムアクセス的）を親和性の高いデータサイエンス型の演算（e.g. 連続アクセス）へ移し替える