

# 大規模分散医用画像処理アプリケーションの実用化に向けた研究

Toward practical applications of large scale distributed medical image processing

研究代表者：大島 聡史（名古屋大学） 副代表者：本谷 秀堅（名古屋工業大学）  
共同研究者：片桐 孝洋、栢木 慎也（名古屋大学）、横田 達也、クグレ マウリシオ、  
松村 海飛（名古屋工業大学）、塙 敏博（東京大学）

## 研究の背景と目的

医用画像処理は既に医療の現場で活用されている必要不可欠な技術である。しかし多くの場合、医用画像処理により直接的に得られるのは画像や映像であり、症状の判断などには医師らが関わっている。そのため、ソフトウェアによる判断支援などの需要は非常に大きい。

医用画像処理分野における高性能計算技術の活用も始まってはいるものの、医用画像処理と高性能計算両方の技術が必要であるため、十分に進んでいるとは言い難い。

そこで本研究では、医用画像処理分野の研究者と高性能計算分野の研究者が協力し、医用画像処理アプリケーションの大規模化・高性能化と、それによる医学への貢献を目指している。

本研究は前年度のjh210030-DAH課題からの継続課題であり、今年度は主に前年度に開発した技術を大規模なターゲットデータに適用し評価を行う予定である。

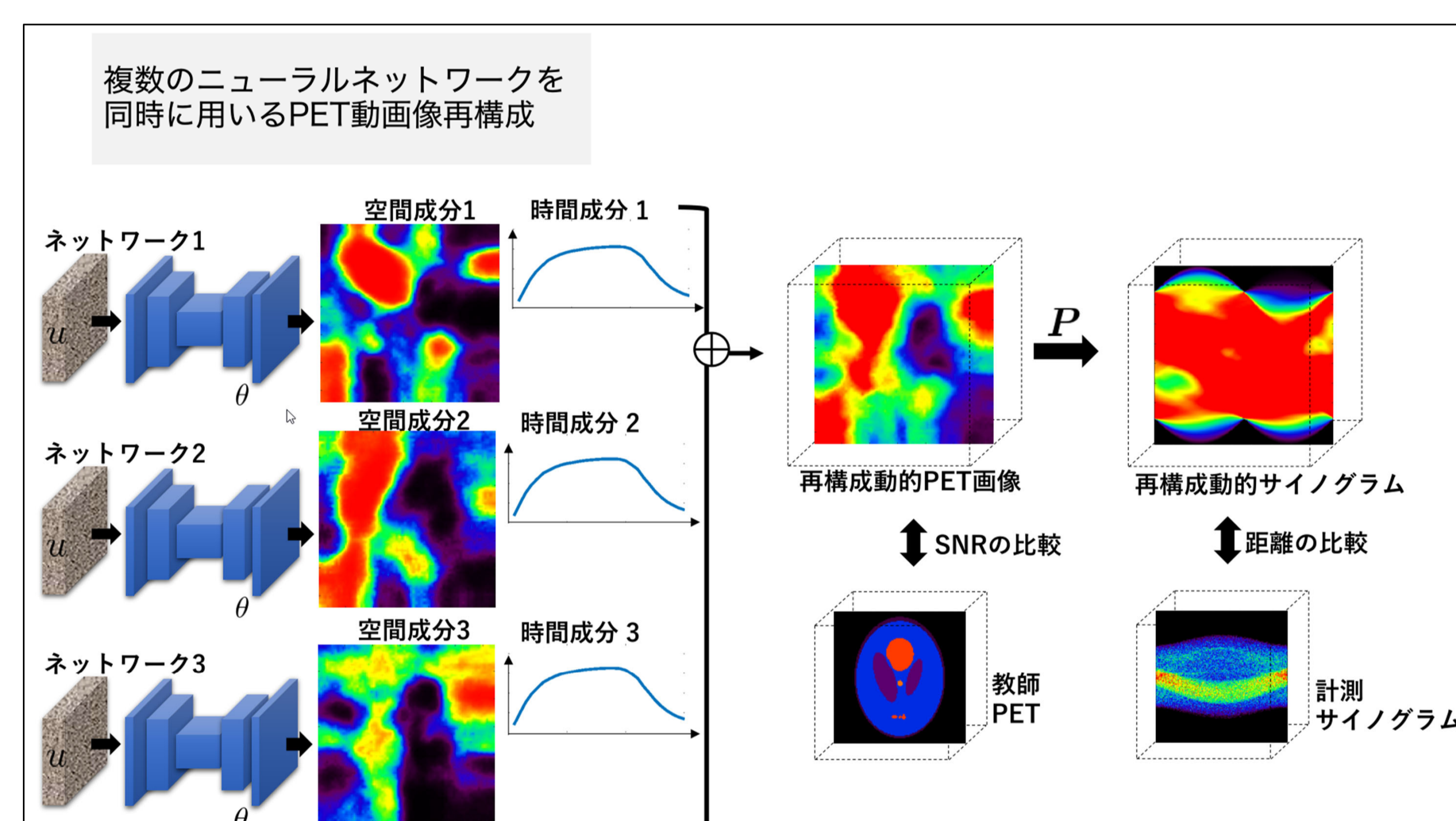
## 対象アプリと現状・目標

### PET（Positron Emission Tomography）画像の再構成

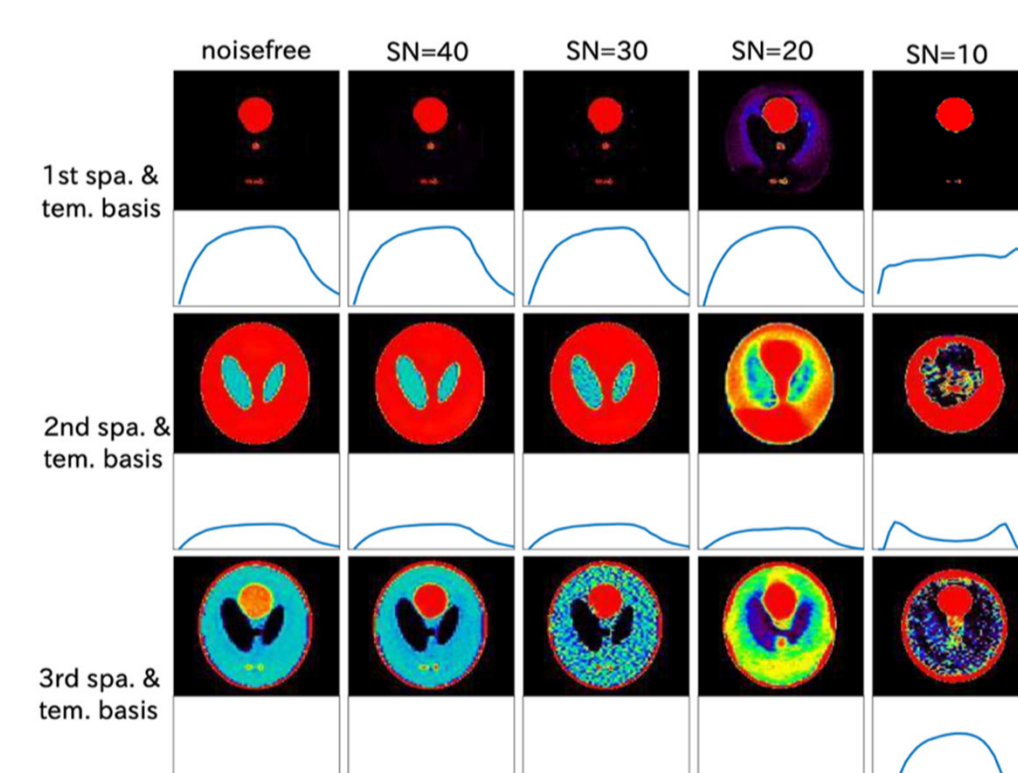
**PET画像の再構成**：投与した薬剤の密度分布の時間変化を計測して神経受容体機能を推定する技術。Deep Learning技術を用いたDeep Image Priorと行列分解を用いたノイズ除去法に注目して研究を進めている。

**現状と課題**：画質改善には撮像系や画像パターン、薬剤の動態に関するモデルに基づく最適化計算が必要。巨大な行列の分解計算に加えて4次元PET画像を入出力とするDNN学習も必要。しかし大規模で高精度な再構成には大容量のメモリと長時間の実行が必要。前年度に複数GPU環境向けの性能評価・性能改善を行い、従来よりも大きな問題を高速に実行できるようになった。

**本年度行うこと**：メモリ使用量の削減やチェックポイント&リスタートへの対応（実装の改善）。大規模問題の長時間実行による科学的（医学的）成果の達成。



ノイズが少なく計測値と整合性の高い画像を生成するためにDeep Image Prior技術を利用。GPUによる高速化を目指している。



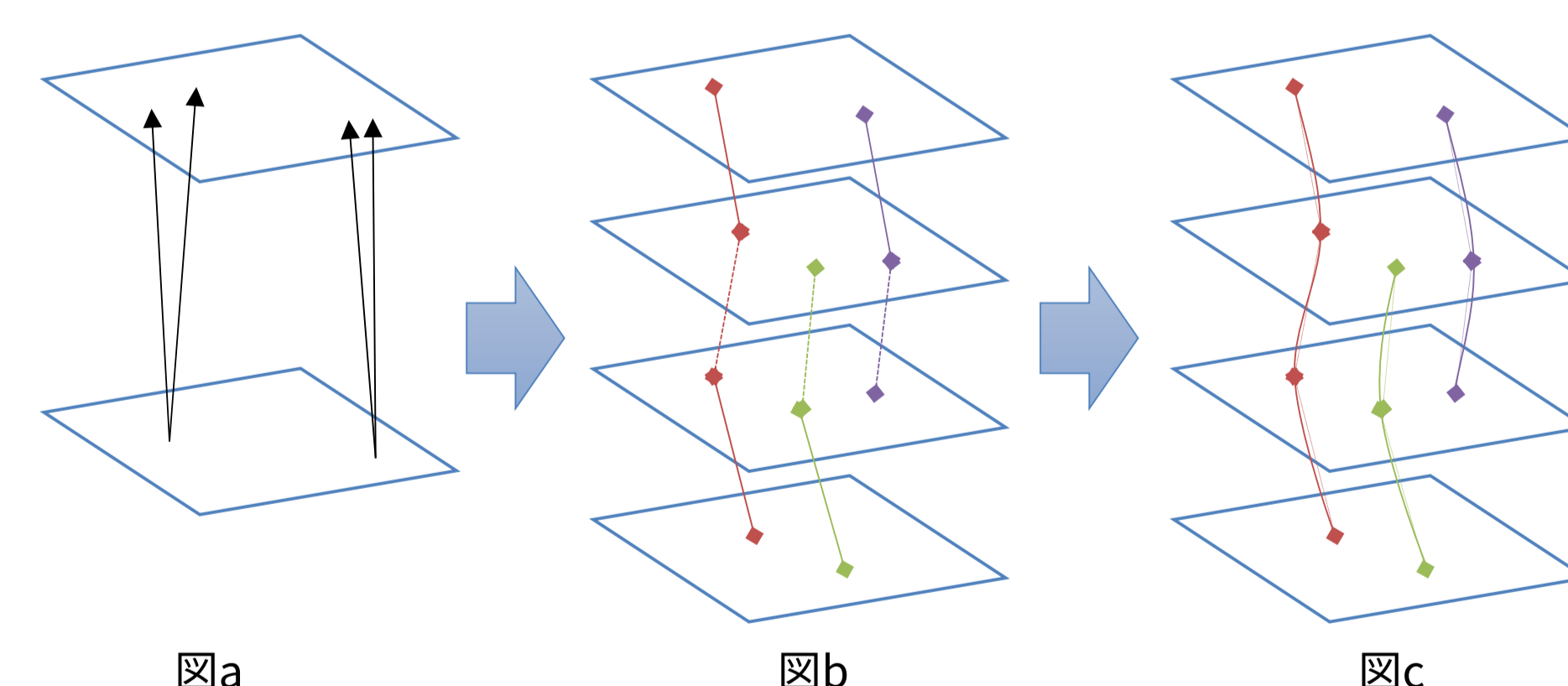
ファントムデータに対する提案法の適用結果例。上中下の各行がそれぞれ並列した3つのNeural Networkが復元した空間領域を表す。左列が計測データにノイズが含まれていなかった場合の復元結果。以下、左から右にSN比が低い計測データからの復元結果。

### TNR（Trajectory-based Non-linear Registration）再構成

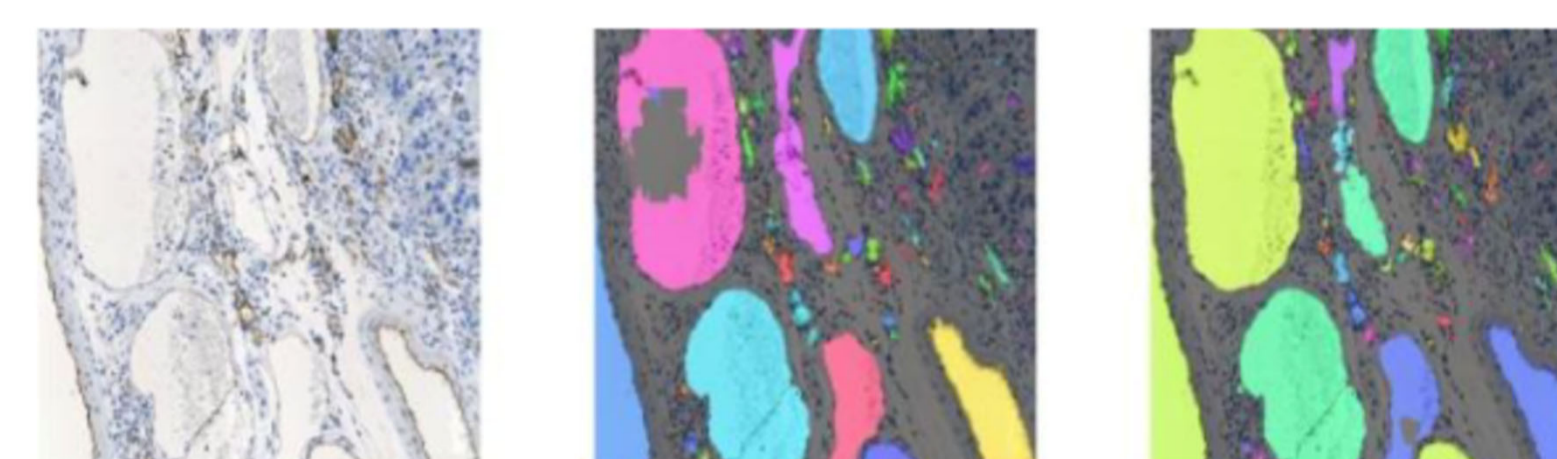
**TNR画像の再構成**：病理顕微鏡画像の三次元再構成技術。大量の画像データに対する大規模なテンプレートマッチングが必要。

**現状と課題**：並列性のある計算ではあったが、並列化が行われていなかった。前年度にテンプレートマッチング処理のMPI+OpenMP並列化を実施し、500GB程度のテストデータセットを用いて動作を確認した、ほぼリニアスケールに加速できることを確認した。

**本年度行うこと**：数十TB級の大規模データに対する大規模なTNR再構成を成功させる。



二次元画像同士の関係を調査し（図a）、複数画像にまたがって対応する位置を対応付け（図b）、スムーズに結合する（図c）ことで再構成が行える。



病理顕微鏡画像中の血管領域抽出結果。左が入力画像で中央が従来法による結果、右が提案法による抽出結果。画像のごく一部分に対する抽出結果であるが、画像サイズは小さくなく4000×4000程度である。巨大な3次元病理画像からの血管領域抽出にも計算量的な難点が存在する。

## 計算資源

- 名古屋大学 情報基盤センター 「不老」 Type I, II 各サブシステム
- 主にType IサブシステムはTNR再構成に、Type IIサブシステムはPET再構成に利用する
- 東京大学 情報基盤センター Wisteria/BDEC-01 (Aquarius)
- PET再構成について、最新GPU向けの最適化やGPUの違いによる性能の比較などを行う