

jh230048

SINET を介したデータベース基盤と HPC 基盤の連携による 医療画像解析基盤実現に関する研究

村尾晃平（国立情報学研究所）

概要

本研究の目的は、SINET を介したデータベース基盤と HPC 基盤の連携による医療画像解析基盤実現に必要な手法を開発し、実際の医療画像を用いた診断支援システムの実現を図ることである。JHPCN において重要とされる、計算基盤、データベース基盤、ネットワーク基盤の 3 つの基盤を連結し、AI/機械学習のための医療画像向け画像解析基盤の実現を目指す。2023 年度は、医療画像データを収集・格納している NII のクラウド基盤と、豊富な計算資源を保有する名古屋大学の情報基盤センターの両基盤を SINET6 経由で連携し、データセキュリティを確保したシステム設計・構築を行った。また、この基盤連携システム上で AI/機械学習の処理性能実験を行い、実際の研究開発に利用できる用途を立てることができた。

1. 共同研究に関する情報

(1) 共同利用・共同研究を実施している拠点名

名古屋大学 情報基盤センター

mdx

大江 和一：インフラ設計・性能検証

二宮 洋一郎：医療系データ整備

明石 敏昭：医療系データ整備・AI 評価

大竹 義人：医療系データ整備・AI 開発

崇風 まあぜん：医療系 AI 開発

(2) 課題分野

データ科学・データ利活用課題分野

2. 研究の目的と意義

画像診断支援 AI を実現する学習データには多様性が求められ、異なった撮影装置・撮影条件でのデータが必要となる。国立情報学研究所 (NII) では、医療画像の提供元を単一の医療機関ではなく、その診療科の複数の医療機関をまとめる医療系学会に求め、全国の医療機関から悉皆的に多彩な医療画像を収集し、データベース上に格納する仕組みを構築した。2017 年 11 月の運用開始以来、クラウド基盤はデータ収集を順調に進め、2023 年 3 月末時点で 6 つの医療系学会を通じて 5 億枚以上の医療画像を蓄積している。(図 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

超大規模データ処理系応用分野

超大容量ネットワーク技術分野

超大規模情報システム関連研究分野

(4) 参加研究者の役割分担

村尾 晃平：代表、全体統括

森 健策：副代表、高性能計算環境設定、AI 開発

佐藤 真一：画像系 AI 開発

合田 憲人：インフラ設計・セキュリティ

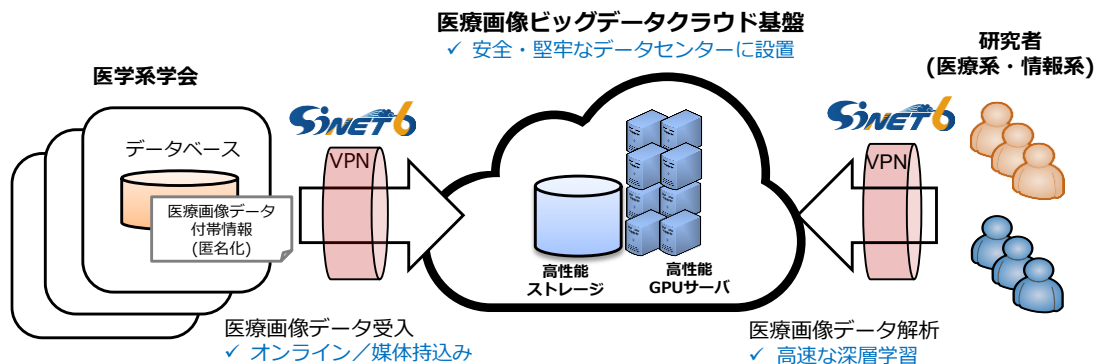


図 1. クラウド基盤の概念図

クラウド基盤は「ネットワークシステム」「ストレージシステム」「データ管理データベースシステム」「コンピューティングシステム」から構成される(図 2)。ネットワークシステムは、解析研究者の利用する SINET L2VPN をコンピューティングシステムの CPU サーバおよび GPU サーバに接続し、医学系学会からのデータ提供を受取るための SINET Azure をストレージシステムの一部であるデータ受入サーバに接続するようルーティングしている。SINET は現在 SINET6 であり、回

線速度は 400Gbps までの世界最高水準のキャパシティがあるが、クラウド基盤内のネットワークは 10Gbps の回線容量で接続している。データ受入サーバでは、医療画像とそれに付帯する情報(メタデータ)を分離し、画像をストレージに、メタデータをデータベースにそれぞれ格納する。ストレージの画像とデータベースのメタデータとの間の関連は保たれており、機械学習に必要な画像データセットはデータベース検索によって揃えることができる。

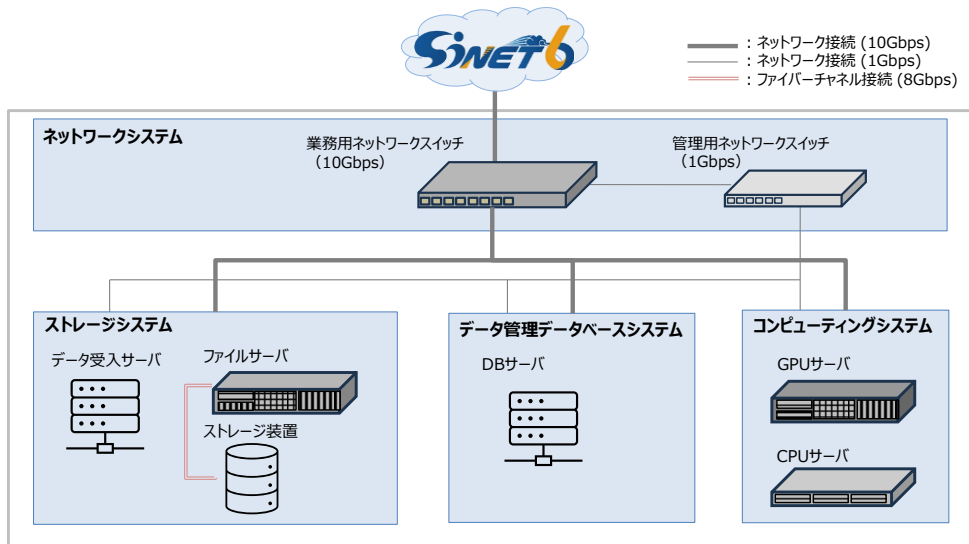


図 2. クラウド基盤内部の構成図

ストレージはコンピューティングシステムにネットワーク・ファイルシステム(Network File System, NFS) マウントされており、機械学習計算をクラウド基盤内で完遂することで、医療画像やメタデータが外部

に持ち出されることを抑止している。2024 年 3 月末時点でクラウド基盤への接続施設数は 22、アクティブなユーザ数は 75 である。当初、GPU サーバの利用は画像解析研究者のみであったが、最近は医学系学会か

らも利用希望者が増えている。そのため、クラウド基盤の計算資源が逼迫することも多くなってきた。

このデータベースには小規模であるが GPU サーバが接続され、NII を含む国内 14 の情報系研究チームが累計 39 の医療 AI 研究開発の課題に取り組んでいる。しかし、データや研究課題（タスク）の増加に伴って計算資源に対する需要は急激に増大し、マルチモダリティ解析や時系列解析といったタスクの高度化に伴うデータベース処理能力への要求に対して、単一拠点の計算・データベース資源だけで対応することは困難となりつつある。

そこで、データを蓄積する拠点と HPC 資源

を提供する情報基盤センターとを SINET を介して接続することで分散計算基盤を構成することは、有効な解決策と考えられる。しかし、医療 AI 研究が求めるセキュリティと性能を確保するための分散計算基盤を実現する方式は確立されていない。本研究では、医療 AI 研究開発のための分散計算基盤型の医療画像ビッグデータクラウド基盤を構築することを目的とする。2023 年度は、SINET6 の L2VPN を活用して拠点の異なるデータベース基盤ならびに HPC 基盤を安全に接続する分散計算基盤を構築する。HPC 基盤として名古屋大学や mdx とした場合の概念図を図 3 に示す。

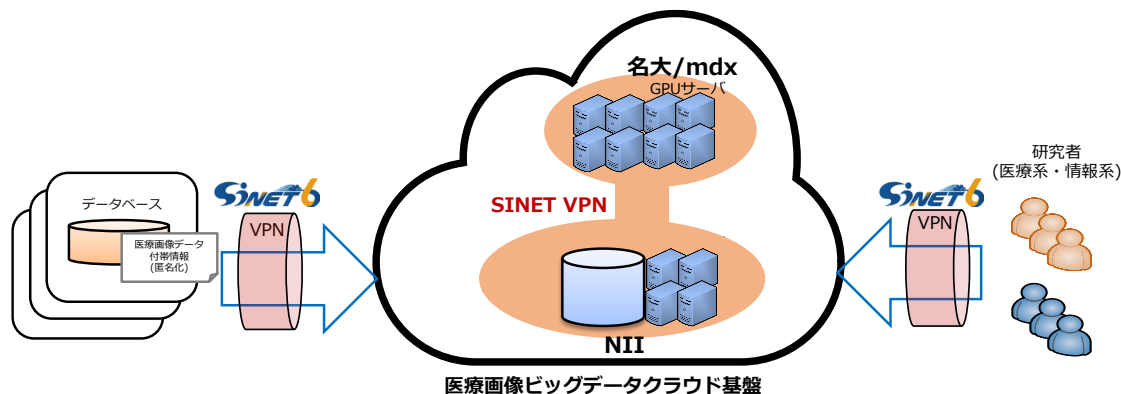


図 3. 基盤連携の概念図

データの所在と計算資源が物理的に遠隔にあり、両者をネットワークで結んで計算処理する環境を実現するための技術課題を系統的に検証し、解決した研究はなく、本研究は、基盤連携と同様な研究環境を他でも実現する際のベンチマークとなるものである。また、本研究で実現した基盤環境は、実際に医療 AI の研究開発に利用して計算資源の逼迫という問題に対処するものであり、研究の成果を直ちに利活用できる。

3. 当拠点の公募型共同研究として実施した意義

本研究では、単に各拠点の計算資源を利用するのではなく、クラウド基盤とオンライン

で結び、ネットワークの構成やデータ連携方法を試行しながら構築する必要がある。拠点のメンバーと密に議論しながらシステム構築を進めるために、共同研究の枠組みが有意義であった。

4. 前年度までに得られた研究成果の概要

本研究は 2023 年度に初めて採択された研究である。

5. 今年度の研究成果の詳細

本研究では、基盤連携方式の構築・検証、アーキテクチャの最適化検証、基盤連携を利用した医療画像 AI モデル構築の 3 項目に取

り組んでいる。以下に詳細を記述する。

5-1. NII クラウド基盤とスーパーコンピュータとの基盤連携方式検証

今年度は、まず名古屋大学情報基盤センターのスーパーコンピュータ「不老」との連携を構築した。

クラウド基盤の基本方針として、医療情報を外部に持ち出さないということを掲げている。そこで、不老との連携接続においては、次の要件を掲げた。

- (1) 利用者は、計算に必要な時のみにクラウド基盤に接続する。
- (2) 医療情報をクラウド基盤の外部に残さない。
- (3) 外部の計算環境にて、クラウド基盤にアカウントの無いユーザはクラウド基盤にアクセスできない。

この観点で不老の環境を調べると、次のように要件を満たすことがわかった。要件(1)について、不老はログインノードにてログインした後バッチ処理(ジョブ)で計算ノードへの実行を投入する仕様となっているため、ジョブ・コマンドの中にクラウド基盤のディスク領域をマウントするコマンドを入れることで、要件を満たすことができる。また、後の実験で確認したことではあるが、ジョブ終了後に自動的にマウントが解除されることがわかっている。要件(2)については、利用者のマナーに依存する所ではあるが、少なくともクラウド基盤をマウントすれば、データの読み書きの両方ができるので、データの出力先をクラウド基盤にすることで満たすことができる。要件(3)については、不老の

ユーザ間は互いに閲覧不可の設定になっているので満たされている。なお、計算が singularity のような仮想環境で行われるので、仮想環境から見えるようなネットワーク接続設定が必要になるが、その場合でも他ユーザから該当ポイントを見ることはできないことを確認している。ネットワーク接続の手法としては、不老とクラウド基盤でアカウントの体系が異なることから、NFS ではなく SSHFS を使うことにした。

以上を踏まえて、図4に示すような基盤連携の仕組みを構築した。まず、不老側では、基盤連携専用の計算ノードを確保し、許可された利用者のみがこのノードを使えるように設定した。次に、名古屋大学の基盤センター内に新たにゲートウェイサーバ(GW)を置いて計算ノードを SINET に接続するルートを設けた。GWからの接続先は、運用中のクラウド基盤だけではなく、負荷実験なども行えるよう、NIIの柏分館に設置している実験用サーバにも接続できるようにした。接続先は SSHFS 接続時のポート番号で指定する。

なお、不老の計算ノードについて、今回使用したのは Type II サブシステムであり、GPU は NVIDIA Tesla V100 で1ノードあたり4つ搭載されている。また、ノード間ネットワークは infiniband の 100Gbps で接続されている。今回の実験のために、計算ノードを2ノード切り出して1つのリソースグループを作成した。このリソースグループの利用については、名古屋大学情報基盤センターの管理者が許可をすることで初めて利用できる。

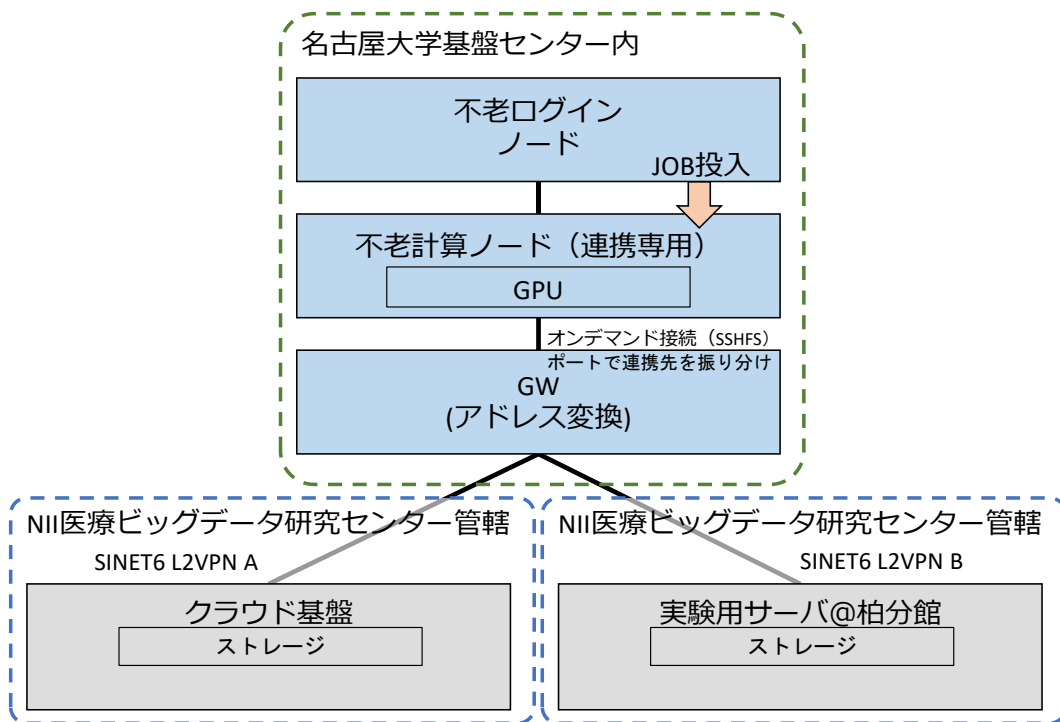


図 4. 構築した基盤連携の概念図

5-2. 基盤連携におけるアーキテクチャ最適条件検証

基盤連携では遠隔通信を行うので、各々の拠点とのラウンドトリップタイム (RTT) を測定した (表 1)。クラウド基盤は都内に、柏分館は千葉県柏市にあるため、名古屋大学との距離はどちらも約 300km ある。比較のため、東京都内の一ツ橋から柏分館のサーバまでの RTT を併記した。一ツ橋と柏分館の距離は約 30km なので、距離の差が RTT に現れている。

表 1 各拠点間の RTT

拠点間	最大 (ms)	最小 (ms)	平均 (ms)
不老 - 柏分館	8.245	8.014	8.141
不老 - クラウド基盤	7.256	6.682	7.043
一ツ橋 - 柏分館	1.485	1.313	1.392

次に、機械学習の計算性能を測定するため、AI-benchmark というオープンソフトを利用し、ローカルマシンのみでの計算時間と基盤

連携時の計算時間を比較した。具体的には以下の 3 つの環境で比較した。

- ① 不老のローカル環境にデータを置いて不老上で計算
- ② 柏分館サーバにデータを置いて不老上で計算
- ③ クラウド基盤にデータを置いて不老上で計算

オリジナルのソースコードは計算部分のみの時間を測定・出力するようになっていたが、画像読込の時間も測定・出力するように手を加えた。結果を表 2 に示す。読込時間のみに注目すると、基盤連携をした場合に基準値であるローカル環境での時間より 50%以上増えているのがわかる。

表 2 AI-benchmark を使った実験結果

環境設定	計算時間(ms) [基準との差分 (ms)]	読込時間(ms) [基準との差分 (ms)]
① 不老ローカル (基準)	5,762	6,678
② 不老-柏分館	5,745 [-17]	10,561 [+3883]
③ 不老-クラウド 基盤	5,813 [+51]	10,041 [+3,863]

次に、より現実的な状況を再現するため、研究開発で使われるプログラムを実行し、どのくらいの影響が出るか実験した。利用したプログラムは、腹部 CT 画像に対して臓器セグメンテーションを行うもので、機械学習のモデルとして VNET を使った。学習データは 84 例、バリデーションは 21 例である。ジョブの投入は、不老のローカルで 4 プログラム、不老-柏分館の基盤連携で 4 プログラムを並列実行した。実行結果の時間は表 3 のようになった。不老-柏分館の連携をした方が、不老ローカルで計算するよりも平均で約 1 時間、全体の計算時間の約 2% 増えるが、ネットワーク上での干渉は発生していないことがわかる。

表 3 並列での画像解析処理時間

実行条件	処理時間 (時間)	平均処理時間 (時間)
不老-柏分館 (ノード1)	52.58	52.94
	53.23	
	53.63	
不老ローカル (ノード2)	53.33	51.76
	52.25	
	51.46	
	51.40	
	51.91	

このプログラムの実行中の不老と柏分館の間のデータ転送の状況を調べてみた。図 5 は処理開始から約 19 時間までのデータ転送を GW サーバ上で計測したものである。プログラム開始時には、柏分館のサーバに置いた画像を読み込むため、約 450MB/sec でデータ転送が行われるが、その後は一定時間の間隔でスパイク状にデータ転送のピークが現れる。このような特徴があるため、並列に計算しても干渉がほとんど見られないのだろうと推測される。

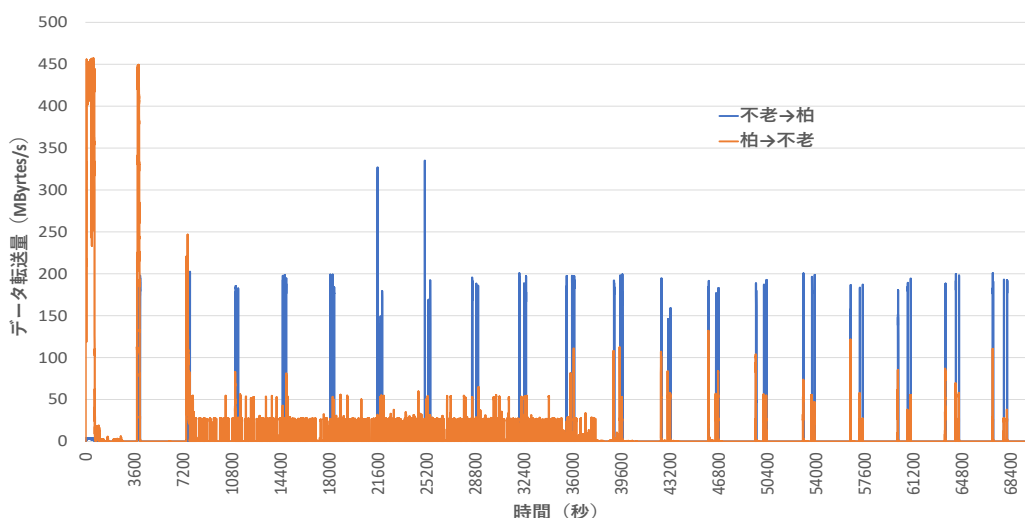


図 5. 機械学習プログラム実行中のデータ転送

SINET は可用性の高い通信網なので計算途中でネットワークが遮断されることはまず無いが、ストレージや通信機器の具合でネットワークが一時的に遮断されることがあるかもしれない。そのような場合の実行中プログラムへの影響を調べてみた。利用したプログラムは、胸部 CT 画像から肺野および肺野の炎症部分を領域分割するもので、学習は行わず、柏分館のサーバに置いた CT 画像に対して不老の上で次々と領域分割の処理にかけていった。全体は 30 分くらいのデータ量にし、プログラム開始から約 10 分間の所で約 5 分間、柏分館のサーバの通信を off にした。通信を off にしている間は不老側の処理も sleep 状態になるが、通信を再開するとそのまま次の処理へ進んでいき、エラーなく最後までプログラムが実行できた。

なお、不老ではジョブ投入の際に実行時間の上限を定めるため、制限時間に達すると SSHFS 接続も自動的に終了する。これにより、ネットワーク遮断が発生した際に、いつまでも再開待ちの状態が続くことを防ぐことができていた。また、ジョブの制限時間で処理が中断しても、クラウド基盤上のデータや計算途中の画像情報などが不老に残らないことも確認した。

5-3. 基盤連携を利用した医療画像 AI モデル構築

前節で述べたように腹部 CT の臓器セグメンテーションの AI モデルを作ることはできているが、次年度はクラウド基盤の大量のデータを本格的に用いて AI 開発に取り組んでいきたいと考えている。

6. 進捗状況の自己評価と今後の展望

名古屋大学基盤センターでは、セキュリティ対策のために専用の計算ノードを切り出したり、クラウド基盤と連携するためのゲートウェイサーバーを設置・接続する作業が発

生したが、スタッフの協力が得られたおかげでシステムを構築することができ、処理速度の実験を進めることもできた。今後は、さらなる負荷の高い AI 技術開発を試すことと、mdx のような自由度の高いインフラサービスに対して、どのようなセキュリティ対策を施すべきか検討し、実装していきたい。

7. 研究業績

- (1) 学術論文 (査読あり)
- (2) 国際会議プロシーディングス (査読あり)
- (3) 国際会議発表 (査読なし)
- (4) 国内会議発表 (査読なし)

村尾 晃平、合田 憲人、大江 和一、大竹 義人、崇風 まあぜん、二宮 洋一郎、明石 敏昭、佐藤 真一、森 健策、「SINET を介したデータベース基盤と HPC 基盤の連携による医療画像解析基盤実現に向けた検証実験」、情報処理学会インターネットと運用技術 (IOT) 研究会 2024 年度第 1 回 (IOT 通算第 65 回)、2024 年 5 月 31 日。

- (5) 公開したライブラリなど
- (6) その他 (特許, プレスリリース, 著書等)