

SINET を介したデータベース基盤と HPC 基盤の連携： 医療画像ビッグデータを活用する基盤の構築

村尾 晃平¹⁾, 合田 憲人¹⁾, 大江 和一¹⁾, 大竹 義人^{2),1)}, 崇風 まあぜん²⁾, 黒瀬 優介³⁾,
二宮 洋一郎¹⁾, 明石 敏昭⁴⁾, 佐藤 真一¹⁾, 森 健策^{5),1)}

1) 国立情報学研究所, 2) 奈良先端科学技術大学, 3) 東京大学, 4) 順天堂大学, 5) 名古屋大学

k-murao@nii.ac.jp

Linking Database Infrastructure and HPC Infrastructure via SINET: Establishment of an infrastructure to utilize medical image big data

Kohei Murao¹⁾, Kento Aida¹⁾, Kazuichi Oe¹⁾, Yoshito Otake^{2),1)}, Mazen Soufi²⁾, Yusuke Kurose³⁾,
Youichirou Ninomiya¹⁾, Toshiaki Akashi⁴⁾, Shin'ichi Satoh¹⁾, Kensaku Mori^{5),1)}

1) National Institute of Informatics, 2) Nara Institute of Science and Technology, 3) The University of Tokyo,
4) Juntendo University, 5) Nagoya University

概要

機械学習の進化に伴い、医療分野でも診断支援や治療支援の研究開発が進んでいる。しかし医療分野のデータは機微情報であるため、データの管理方法や利用方法については配慮が必要である。これまで著者らは、医療画像を中心とした研究開発のために医療画像ビッグデータクラウド基盤を運用してきた。そのクラウド基盤では、機微情報であるデータを外に持ち出さないことを利用の必須要件としており、そのために GPU サーバのような HPC 資源もクラウド基盤内で利用できるようにしてきた。ところが、利用者の層が広がり、医療従事者の中にも計算資源を利用する人が増えてきたため、十分な計算資源を確保するのが難しくなってきた。そこで、これまでと同様の安全性を保ちながら外部の計算資源を学術ネットワーク SINET 経由で利用して拡張することを検討し、実際に構築して実験を行った。ここでは、名古屋大学情報基盤センターの不老と連携した例を示す。実験した所、遠隔地による計算時間の延長は発生するものの、実際の CT 画像での機械学習計算には大きな影響はないことがわかった。また、ネットワークを介した並列処理においても、4 並列ではほとんど干渉が見られず、計算効率の面でも実際の研究開発に利用できる目途を立てることができた。

1 はじめに

機械学習の進化に伴い、医療分野では病変の検出や疾患の判別などにおいて、コンピュータがヒトよりも高精度かつ高速に実行できる事例がでてきており、診断支援や治療支援の研究開発が進んでいる。こうした研究開発を進める上で、学習させるデータには、量のみならず質や多様性も求められる。医療画像の場合、撮像装置のメーカーや撮影条件などによって機械学習の精度が影響を受けることがわかっている[1][2]。したがって、機械学習の研究開発のためには、多施設からのデータ収集が必要となる。そこで、筆者らのグループでは、医学系学会と協力して学会に属する多数の医療機関から高品質で多様な撮影条件の医療画像を

集め、筆者らの運用している医療画像ビッグデータクラウド基盤（以下、単に「クラウド基盤」とする）上で研究開発を行っている。

一方で、医療画像は機微情報に該当するため、利活用には匿名化や仮名加工などを含めて倫理的配慮が必要となる[3]。クラウド基盤では、このような機微情報が外に拡散しないように、研究開発に必要な計算資源も確保してきた。しかし、利用者も増え、計算資源の拡充への要求も多いため、クラウド基盤の外に既に存在するハイパーフォーマンス計算（HPC）資源を利用する方策、基盤連携を考えた。

以下では、クラウド基盤の仕組みと利用状況について述べ、HPC 基盤との連携方法、構築したシステムにおける計算性能の実験結果について述べる。

2 データベース基盤

2.1 仕組み

データベース基盤は、本稿においては、大量の医療画像を蓄えたクラウド基盤である。概念図を図1に示す。図1の中心にある青色で示された雲の形の部分がクラウド基盤である。この部分は、セキュリティを担保するため、インターネットから隔離されており、データの供給もデータの利用も学術情報ネットワーク SINET の L2VPN を経由して行われる。SINET は国内を 400Gbps で網目状

に結ぶ世界最高水準の回線であり[4]、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。また、クラウド基盤から医療画像データを持ち出さなくても研究が進められるよう、GPU サーバを備えている。なお、医療系学会から送られてくるデータは、学会で精査され匿名化された情報である。一部には学会が匿名加工情報として会員のみに開示しているデータもあり、倫理面および権利面の両方を担保するためにデータへのアクセス権を個別に設定している。

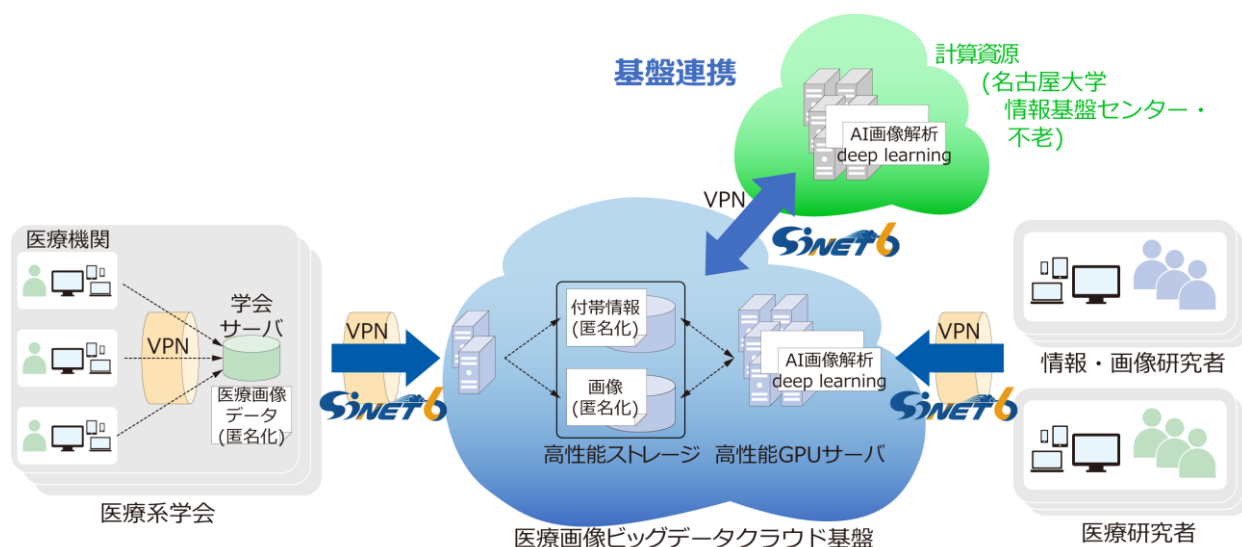


図1. クラウド基盤・データ提供と利用・計算資源連携の概念図

2.2 利用状況

クラウド基盤には6つの医学系学会からのデータが蓄えられており、最も多くを占めるのは放射線学会系の画像である。画像枚数の総計は2024年9月30日時点で6億枚を越えている。接続している施設数は23、利用者の数は81名となっている。利用者は、情報系の研究者が多いが、医療系の研究者も増えてきている。

3 HPC 基盤との連携

3.1 連携の基本方針

データベース基盤と HPC 基盤を連携する際の基本方針について、セキュリティの確保が第一と捉え、クラウド基盤の方針を継承することとした。すなわち、インターネットから隔離すること、利用者のアクセス権を引き継ぐこと、クラウド基盤内の医療情報を外に残さない、といったことである。特に3番目の方針は、利用者に悪意が無く

ても守られない可能性があるため、システム的にもサポートする必要がある。そこで、下記の3つのシステム要件を加えた。

- ① 利用者は、計算に必要な時のみクラウド基盤に接続する
- ② 計算終了後に医療情報をクラウド基盤の外に残さない
- 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。

これらを実現するには、HPC 基盤の仕組みを熟知し、対策を講じられる人の協力が必要である。そこで、名古屋大学の情報基盤センターのメンバーに協力を得て、名古屋大学の「不老」[5]との連携システムを構築した。

3.2 連携システムの構築

不老の環境を調べ、基本要件を満たすようにシステム構築を行った。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にバッチ処理

(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、ジョブ終了後に自動的にマウントは解除されることも確認した。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、クラウド基盤をマウントした時にデータの出力先もクラウド基盤にできるので、要件を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、ジョブ投入時の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2に示すような基盤連携の仕組みを構築した。まず、不老では、基盤連携専用の計算ノードを2つ確保し、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定した。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、国立情報学研究所 (NII) の柏分館に設置している実験用サーバにも接続した。接続先は SSHFS 接続時のポート番号で指定する。

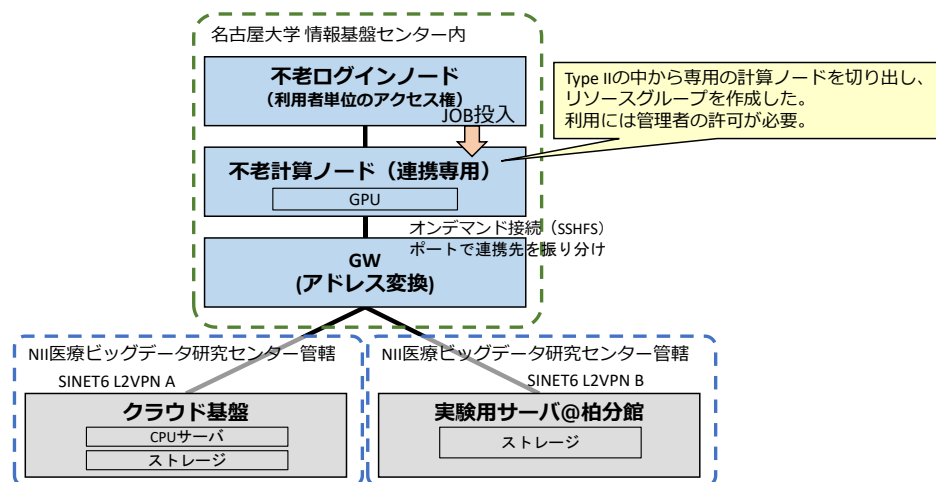


図2. クラウド基盤と不老との連携概念図

4 連携環境下での実験

4.1 ラウンドトリップタイムの測定

遠隔地による遅延の影響を調べるため、ラウンドトリップタイムを測定した。クラウド基盤は都内、柏分館は千葉県にある。比較のため、NIIの事務所 (東京都内の一ツ橋) と柏分館との時間も測定した。その結果、図3に示すように、距離に比例して増えることがわかった。

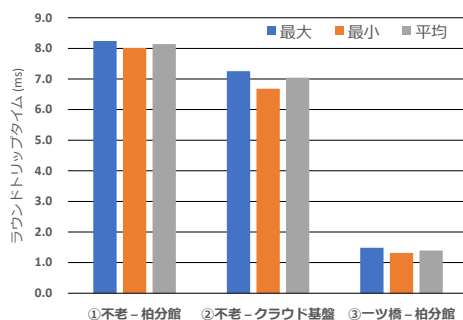


図3. 拠点間のラウンドトリップタイムの比較

4.2 ベンチマーク用ツールを利用した計測

連携基盤での計算性能をローカルでの計算性能と比較するため、オープンソースのAI-benchmarkを利用した[6]。これは19種類の深層学習モデルと風景・動物などの汎用画像がセットになったベンチマーク用ツールである。ただし、2種類はテキスト解析のモデルなので除外して17種類のモデルで計測した。また、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。結果を図4に示す。コアの計算時間は環境に依存しないが、読込時間に注目すると、基盤連携での時間がローカル環境での時間より1.5倍以上に増えていることがわかる。

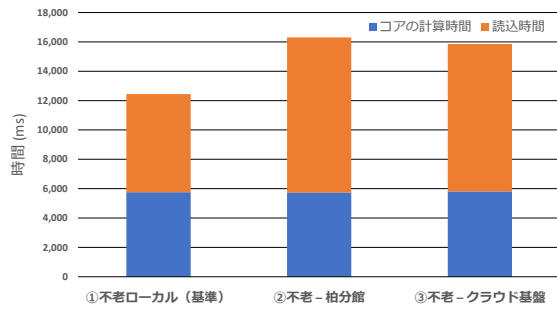


図 4. AI-benchmark を利用した実行時間計測

4.3 実際の CT 画像を用いた学習処理時間の計測

研究開発で使われるプログラムと CT 画像を使って処理時間を調べた。プログラムには、深層学習モデルとして V-NET[7]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。ジョブ投入について、不老のローカルで 4 つ、不老-柏分館の基盤連携で 4 つを並列実行した。

実行結果は図 5 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。ベンチマーク用ツールでは小さな画像ファイルを何度も読みこみ、コアの計算時間も短かったため遠隔の影響が出たが、CT 画像を使った実験では数百枚の画像を 1 つのファイルにまとめたこと、また、1 回のバッチ処理分の画像が GPU メモリに入りきったこと、コアの計算時間が転送時間に比較して長かったことが重なったため、遠隔の影響が問題ない計測結果となった。

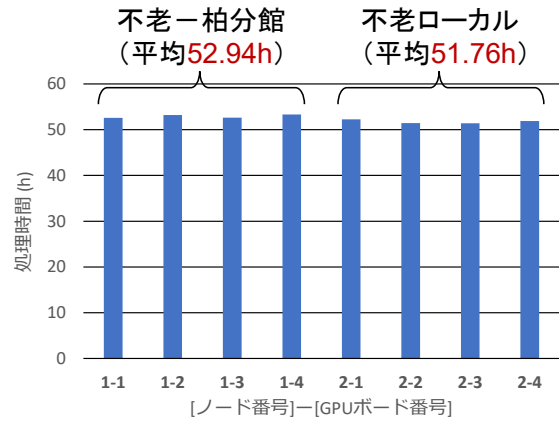


図 5. CT 画像を用いた学習処理の時間計測

4.4 頑健性の実験

機械学習のテストの段階では、学習処理の時よりも 1 件あたりの GPU 計算時間が短く、データベース基盤とのデータ送受信が頻繁になる。その状況で、ネットワークを一時遮断し、計算が破綻しないか頑健性の実験を行った。多数のユーザが使用中のクラウド基盤のネットワークを遮断するわけにはいかないので、データを柏分館のサーバに置いて、そのサーバの通信の ON/OFF を行った。プログラムとしては、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ある。

実験時のデータ転送量を図 6 に示す。開始から約 500 秒の時点でネットワークを一時遮断し、約 300 秒後に再開した様子が見られる。再開後はそのままプログラムの実行が続き、最後まで正常に動作した。

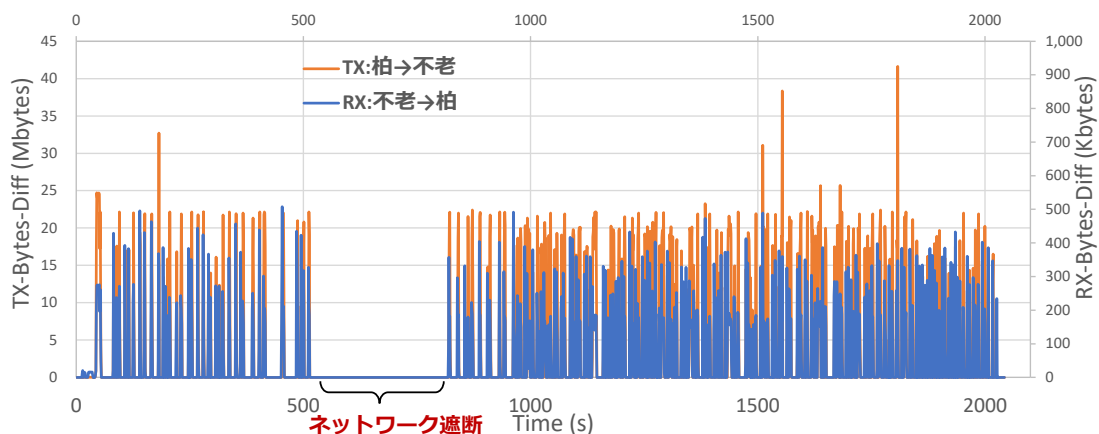


図 6. 計算中のネットワーク一時遮断の実験

4.5 今後の展望

今後、クラウド基盤の豊富なデータを活かし、より大規模な計算を試してみたい。具体的なテーマを次に記す。

- 1) 腹部 CT 画像（3 万件以上）を使って Foundation Model を作成する。
- 2) 頸部から骨盤までの CT 画像（4 万件以上）を使って日本人の筋骨格の傾向を解析する。

上記の 1)については既に予備的な検討を進めており、3 万 3 千例の CT 画像を用いて Swin Transformer のモデルで学習を行っている。不老 Type II の 1 ノードを占有し(NVIDIA V100 32GB x4)、約 9 日間にわたる学習を問題なく行えている。この時のバリデーション用データセットに対する損失関数の値について、収束の様子を図 7 に示す。

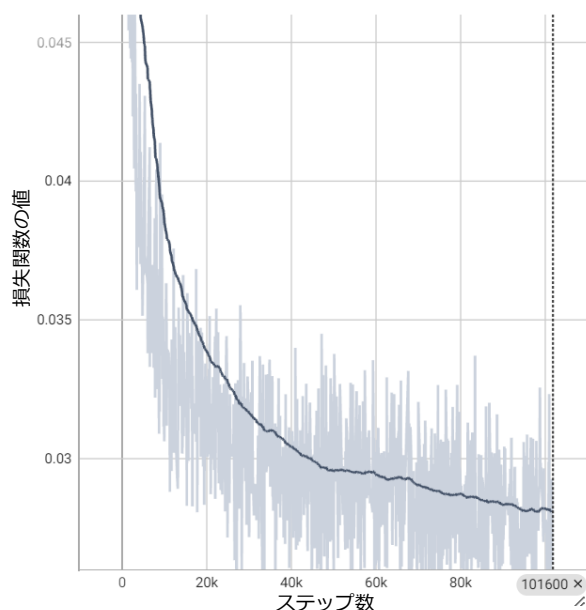


図 7. 9 日間にわたる計算における損失関数の値

5 まとめ

医療画像データを収集・格納しているクラウド基盤と、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。

謝辞

本研究は、学際大規模情報基盤共同利用・共同研究拠点（JHPCN）の支援による（課題番号：jh240067）。クラウド基盤は、戦略的イノベーション創造プログラム（SIP）「統合型ヘルスケアシステムの構築」JPJ012425 の補助を受けて運用している。名古屋大学情報基盤センターの片桐孝洋教授と大島聡史准教授（現在、九州大学情報基盤研究開発センター）には基盤連携の設計で助言をいただいた。名古屋大学情報基盤センターの山田一成氏には不老からの計算ノードの切り出しやネットワーク設定でお世話になった。国立情報学研究所の陳明康氏には AI-benchmark を計測用に改変して頂いた。これらの方々に感謝いたします。

参考文献

- [1] 国立情報学研究所ニュースリリース
2022/08/12: 胃生検の病理診断支援 AI を開発 不足する病理医を支援、がん医療を確実なものに、
<https://www.nii.ac.jp/news/release/2022/0812.html>（参照 2024-10-03）。
- [2] Abe H, Kurose Y. et al.: Development and multi-institutional validation of an artificial intelligence-based diagnostic system for gastric biopsy, Cancer Science, Vol.113, No.10, pp.3608-3617 (2022).
- [3] 厚生労働省 医学研究に関する指針一覧、
<https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/hokabunya/kenkyujigyoku/i-kenkyu/index.html>（参照 2024-10-03）
- [4] 学術情報ネットワーク SINET6、
<https://www.sinet.ad.jp/aboutsinet>（参照 2024-10-03）
- [5] 名古屋大学 スーパーコンピュータ「不老」、
<https://icts.nagoya-u.ac.jp/ja/sc/overview.html#type2>（参照 2024-10-6）
- [6] AI-benchmark for Windows, Linux and macOS、
<https://ai-benchmark.com/alpha.html>（参照 2024-10-06）。
- [7] F. Milletari, N. Navab and S. A. Ahmadi: V-Net: Fully Convolutional Neural Networks for Volumetric Medical Image Segmentation, 2016 Fourth International Conference on 3D Vision (3DV), Stanford, CA, USA, pp. 565-571 (2016)