

NVIDIAの最新技術の放射線領域での活用事例

エヌビディア合同会社 シニア ディープラーニング ソリューションアーキテクト | 阮 佩穎(ゲン ハイエイ)

NVIDIAによる医療分野への注力

人工知能(AI)は社会に大きな革新をもたらしています。特に医療においては、AI技術を用いた医療機器やソフトウェアが数多く登場し、臨床現場の最前線で活躍しています。NVIDIAが開発した高度な画像処理を行うためのプロセッサ、GPU

(Graphics Processing Unit)は10年以上前からCT、MRI、超音波診断装置などの画像診断機器に搭載され、医用画像処理の機能向上に貢献してきました。その高い演算能力とプログラマビリティにより、今日ではAIの処理にも活用されており、医療分野をはじめとするAIの社会実装に重要な役割を担っています。NVIDIAは各種産業向けに最適化したGPU製品のみならず、ライブラリやアプリケーション

フレームワークなどを含むソフトウェアも統合開発プラットフォームとして提供し、継続的な性能向上を実現しています(図1)。医用画像向けには「NVIDIA Clara Imaging」プラットフォームを提供しています。本稿は放射線領域で活用可能なNVIDIAの最新技術であるNVIDIA Clara Imaging、DALI、NVIDIA Clara Holoscanを紹介いたします。

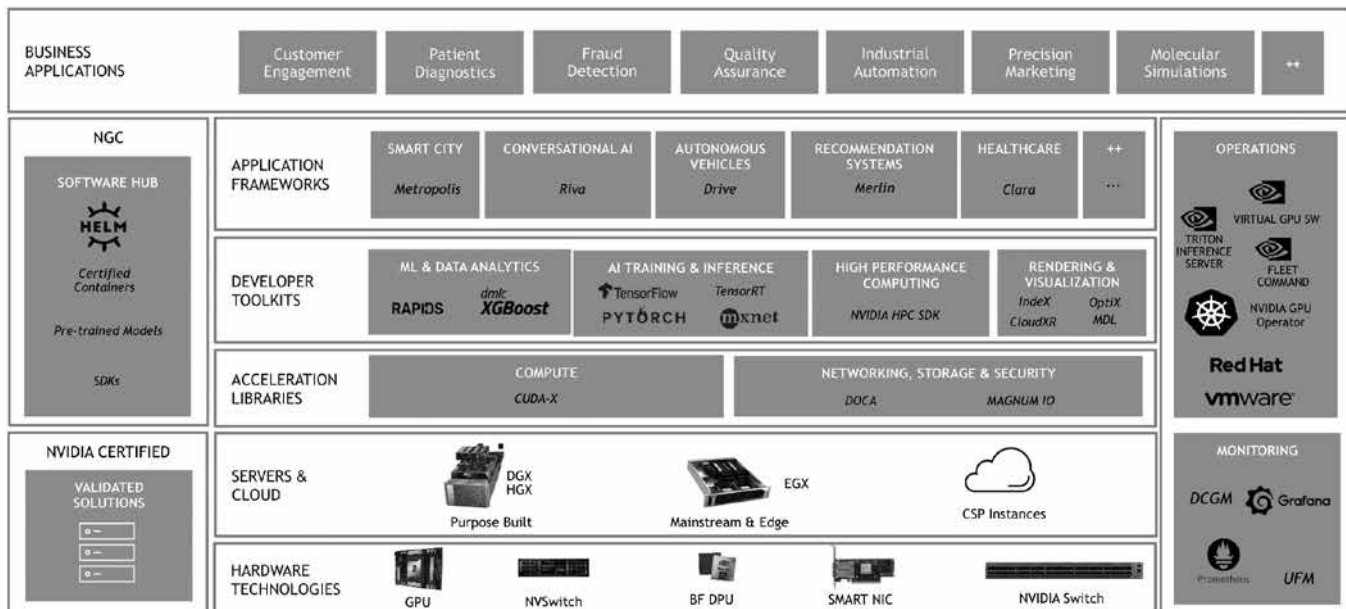


図1 NVIDIAのデータセンタープラットフォーム

医療画像向けのオープンソースフレームワーク「Project MONAI」

Project MONAI(以下MONAI)はNVIDIA Clara Imagingの4.0バージョンでオープンソースされているフレームワークであり、PyTorchをベースとしています。「MONAIのようなオープンソースのフレームワークは、医用画像に特化した機械学習モデルの作成と展開のための標準化、透明性、再現性の高いテンプレートを提供し、我々のような取り組みを後押ししてくれます。MONAIは、ソフトウェアのインフラを開発・維持するのではなく、新しいアルゴリズムとその応用の研究に集中することを可能にしてくれます。そ

の結果、研究の進展が加速され、私たちがサービスを提供する小児科のコミュニティにとって実用的な関連性のあるツールに積極的に変換しています」とフィラデルフィア小児病院(Children's Hospital of Philadelphia)の副主任であるMatthew A. Jolleyはコメントしています¹⁾。

MONAIは、図2で示すように、MONAIデータセット、20個以上の学習済みモデルが含まれるMONAI Model Zoo、高品質のデータセットを作成するためのドメインに最適化されたAI支援アノテーションツールも提供します。アノテーションツールはActive Learning(少ないラベル付きデータから最初のモデルを学習し、ラベル無しデータのプールから、モデルを学習させる上でもっとも効果が高いと考えられるデータを選択するアプローチ)も

提供いたします。また、堅牢なモデルを学習するため、転移学習、自動機械学習、最新技術である連合学習、自己教師あり学習など複数の学習方法も提供します。そしてAIを迅速に展開するために、MONAIはAIの展開を加速・簡略化し、デバイス、エッジ、クラウドへの効率的なデプロイメントを提供することで、AIをあらゆる病院の手の届くところに届けます。次は最新の学習方法である自己教師あり学習と連合学習をご紹介します。

1. 自己教師あり学習

コンピュータビジョンに関する世界トップレベルの学会、Computer Vision and Pattern Recognition Conference(CVPR)において、NVIDIAの研究者は今年35本以上の論文を発表しています。この中には、3D医用画像解析における自己教師ありタスクに合わせた、初のトランスフォーマーベースのプリトレーニングフレームワークであるShifted Windows UNet Transformers(Swin UNETR)の研究が含まれています²⁾。この研究はデータアノテーションのために事前学習された、大規模な自己教師あり3Dモデルの作成に向けた最初のステップになります。

コンピュータビジョンのためのトランスフォーマーベースのアプローチとして、Swin UNETRは、放射線学や病理学などの医用画像向けのMONAIを採用しています。この事前学習スキームを用いて、Swin UNETRは様々な医用画像セグメンテーションタスクで新たな最先端ベンチマークを設定し、少量のラベル付きデータでも一貫してその有効性を実証しています。

Beyond the Cranial Vault(BTCV)セグメンテーションチャレンジでCTの腹部

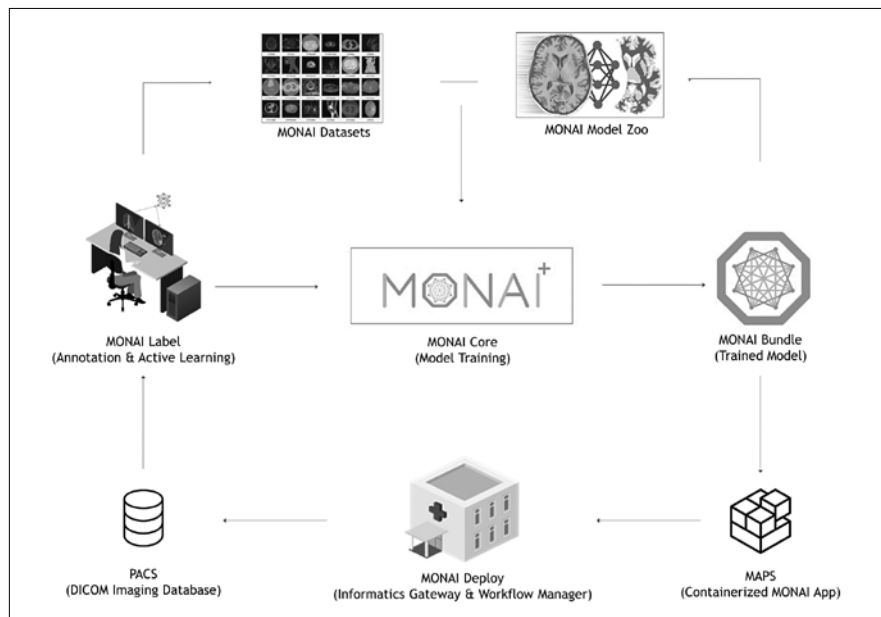


図2 医療AIエコシステムに不可欠なフレームワーク「MONAI」

Methods	Spl	RKid	LKid	Gall	Eso	Liv	Sto	Aor	IVC	Veins	Pan	AG	Avg.
SETR NUP [61]	0.931	0.890	0.897	0.652	0.760	0.952	0.809	0.867	0.745	0.717	0.719	0.620	0.796
SETR PUP [61]	0.929	0.893	0.892	0.649	0.764	0.954	0.822	0.869	0.742	0.715	0.714	0.618	0.797
SETR MLA [62]	0.930	0.889	0.894	0.650	0.762	0.953	0.819	0.872	0.739	0.720	0.716	0.614	0.796
ASPP [9]	0.935	0.892	0.914	0.689	0.760	0.953	0.812	0.918	0.807	0.695	0.720	0.629	0.811
TransUNet [7]	0.952	0.927	0.929	0.662	0.757	0.969	0.889	0.920	0.833	0.791	0.775	0.637	0.838
CoTr* [55]	0.943	0.924	0.929	0.687	0.762	0.962	0.894	0.914	0.838	0.796	0.783	0.647	0.841
CoTr [55]	0.958	0.921	0.936	0.700	0.764	0.963	0.854	0.920	0.838	0.787	0.775	0.694	0.844
RandomPatch [52]	0.963	0.912	0.921	0.749	0.760	0.962	0.870	0.889	0.846	0.786	0.762	0.712	0.844
PaNN [64]	0.966	0.927	0.952	0.732	0.791	0.973	0.891	0.914	0.850	0.805	0.802	0.652	0.854
nnUNet [28]	0.967	0.924	0.957	0.814	0.832	0.975	0.925	0.928	0.870	0.832	0.849	0.784	0.888
UNETR [24]	0.972	0.942	0.954	0.825	0.864	0.983	0.945	0.948	0.890	0.858	0.852	0.812	0.891
Swin UNETR	0.976	0.958	0.956	0.893	0.875	0.985	0.953	0.949	0.904	0.899	0.898	0.846	0.918

図3 BTCV多臓器チャレンジにおいて、Swin UNETRと他のAIモデルとの比較ランキング