

共同企画

共同企画4

AIを用いた画像解析および画像診断－医療画像関連6学会によるAMED事業の成果と課題－

2021年11月19日(金) 14:10 ～ 16:10 |会場 (4号館3階431+432)

[2-I-2-03] 日本消化器内視鏡学会におけるAI開発の現状と課題

Current status and issues of AI development in the Japanese Society of Gastrointestinal Endoscopy

*田中 聖人¹ (1. 日本消化器内視鏡学会)

*Kiyohito Tanaka¹ (1. Japan Gastroenterological Endoscopy Society)

キーワード: AI, Gastrointestinal Endoscopy, Detection

日本消化器内視鏡学会では2017年度から、国立研究開発法人 日本医療研究開発機構（AMED）の支援をいただき、臨床研究等 ICT基盤構築研究事業の一環として『全国消化器内視鏡診療データベースと内視鏡画像融合による新たな統合型データベース構築に関する研究』を開始した。そして、ここで得られた成果を継続しつつ、2019年9月現在、臨床研究等 ICT基盤構築・人工知能実装研究事業として研究を継続している。画像を用いたAI研究においては、決して画像のみがあればよいわけではなく、画像の診断名、所見、内容、程度などを示す構造化され整理された文字情報の付加が不可欠である。この意味において消化器内視鏡領域の用語の標準化と大規模なデータベース構築を目指して2015年から推進しているJED（Japan Endoscopy Database）プロジェクトがベースに存在することは非常に重要な点である。本シンポジウムでは現在われわれが推進している7つの研究、すなわち 1)「胃癌AI診断の精度向上」研究、 2)「炎症性腸疾患に対する通常内視鏡による病気分類への適応研究」、 3)「診療逸脱監視AIプロトタイプ開発」研究、 4)「十二指腸乳頭の映像分類と臨床所見の関連にかかわる研究」、 5)「消化器内視鏡画像のAI研究に資する仕組みの構築」、 6)「学会間連携を促進するAI言語解析による診断情報連携モデルの研究」、 7)「次世代医療基盤法施行後のデータ収集およびデータ利活用のための倫理規範モデル研究」に関して概説しそれぞれの進捗に関して報告したい。抄録において詳説は避けるが、病変発見を支援する当初のAI技術から鑑別診断、質的診断に資する技術の開発へ移行するとともに、現状の画像ファイリングシステムやなどのICTシステムは画像のAI研究をするには不足するものがあることが明らかになり、AI研究を推進できるようなデバイスの開発にも着手しており、その点も概説したい。それとともに自然言語で記載された文章のAIを用いた構造化、AI研究や機器開発における倫理的な問題の検討も行っており、それらに対しても触れつつ報告する

日本消化器内視鏡学会における AI 開発の現状と課題

田中 聖人

日本消化器内視鏡学会

Current status and issues of AI development in the Japanese Society of Gastroenterological Endoscopy

Kiyohito Tanaka

Japan Gastroenterological Endoscopy Society

The Japanese Gastrointestinal Endoscopy Society (JGES) conducted the following studies to solve urgent problems that endoscopists need to solve in clinical practice, with the aim of improving the overall quality, safety, and uniformity of gastrointestinal endoscopy practice in Japan. Research on improving the accuracy of AI diagnosis of gastric cancer, research on the adaptation of conventional endoscopy to disease classification for inflammatory bowel disease, and research on the relationship between video classification of duodenal papillae and clinical findings are still ongoing, but progress is being made with a view to social implementation. As for the development of an AI prototype for monitoring deviations from medical treatment, a prototype has already been completed, and there are high expectations for social implementation, including operation, in the future. In addition to the development of image AI, the Endoscopy Society of Japan has also conducted research on AI-based language analysis and image accumulation methodologies, as well as issues related to the operation of public clouds. We will continue to work on such advanced research in the future.

Keywords: AI, Gastrointestinal Endoscopy, Detection.

1. はじめに

日本消化器内視鏡学会（JGES）は、日本の消化器内視鏡診療全体の質の向上と安全性の向上、均霑化を目的として、内視鏡医が臨床現場で必要とし切迫した課題の解決につながる以下の研究を実施した。それぞれの研究に関して記載する。

2. 研究詳細

2.1 胃癌 AI 診断の精度向上の研究

通常検査で使用する白色光下で、病変の発見のみならず主組織系の診断支援に活用することにより、早期がん患者の発見率向上、次の処置への適切な意思決定につながると考えられ、患者にとって有益となる。胃の多様性画像群 2,000 症例分として、正常画像 3,346 症例分 129,691 画像と異常画像 382 症例分 1,051 枚を正常画像・異常画像の 80% の症例を学習用に、20% の症例をテスト用に分割し、医師と同じく周辺領域も観るマルチスケールの大域特徴量を利用した胃がん検知方式を採用し、AI による病変検出のアルゴリズム開発を目的とした異常検出分類を 3 回実施し、初期は識別率 PR-AUC で 0.596 ± 0.029 であった。正常画像より異常画像は得られる量が圧倒的に少ないため、このクラス間バランスが AI 識別精度に大きな影響を与えることが解った。そのため正常画像と異常画像の枚数が同程度となるように、生成モデル (GAN) を用いて異常画像を大量生成し、昨年度開発したネットワークを使用し、生成画像を含む場合と含まない場合で精度評価を実施し比較した。その結果、生成画像を含むことにより識別精度が向上することが確認された。目標症例数は 1,000 症例で診断付き画像セットは 10,000 枚を目標とした。コロナ禍のため収集が遅れ、964 症例の集積にとどまったが、診断付き画像セットは約 52,00 枚と大幅に超え、さらにがん病変のアノテーション付きデータセットは約 1,800 枚の集積となった。胃がんの主組織型は、tub1, tub2, pap, sig, por, muc,

others の 7 種類であるが、東大 AI チームでは、初期に提供した 220 症例により AI による識別の初期検討に取り組み、腺管を形成している癌 (sig, por) と形成していない癌 (tub1, tub2, pap) の二値分類を可能とした。TYPE 診断プロトタイプ開発に関しては評価データ 25 症例による二値分類試験では正答率 84% の結果となった。

2.2 炎症性腸疾患に対する通常内視鏡による病期分類への適応研究

指定難病であり年々増加傾向にある潰瘍性大腸炎の診断治療は、専門性や多くの臨床経験を要し難易度が高い領域である。国内を代表する専門医の知見を AI に移植することは、広く悉皆性を持った診療を全国に普及すること可能とし患者利益は非常に大きい。先行研究で白色光下の Mayo 分類済み炎症性腸疾患画像約 20,000 枚を NII に提供し、AI による部位認識と重症度判定の同時学習がスタートした。倫理通過後には、慶應義塾、北里、東邦の 3 大学より 193,000 枚におよぶ IBD 画像と、24,000 枚の部位ラベル付き画像を用いた。AI による重症度判定の研究では、研究初期段階で隣り合う Mayo クラス間で 10~20% の誤識別が起こっていることが判明した。原因としては 1 画像だけを見ての Mayo 絶対判定は、専門医の主観による揺らぎが起こることと考えられた。

この解決策として AI チームと専門医グループの協議により、AI で重症度判定を行う際、そもそも Mayo でよいのか、クラス分類に囚われない絶対ランキングが優先ではという議論がなされ、九大 AI チームのアイデアから判定の揺らぎを解消する画期的な方法として、比較が容易な隣接クラスや 1 つ飛ばしのクラスの画像ペア 2 画像の重症度比較による判定で全画像の重症度ランキングをつける試みを行った。Mayo 重症度判定と部位判定 AI 教師データ生成 (当該年度の進捗目標: 100%) アノテーションについては、AI 研究チームと IBD 研究の専門医との協議によって、操作を極力単純化した効率的な方法を決め、医師の負担を極力軽減するツール (部位判定と

重症度判定)を開発したことにより、予想以上のスピードでアノテーション作業が進行し、短期間で重症度判定と部位判定各 24,000 枚ずつのアノテーション教材を提供することができた。合わせて、AI の解析結果が出るタイミングで AI 研究チームと専門医チームが合同協議を行い、即時に課題検討がなされ次のアクションにつながっていく良いサイクルが構築され研究が加速した。

2.3 十二指腸乳頭の映像分類と臨床所見の関連にかかわる研究

ERCP 部門のデータベース項目には、診断に加えて、手技の難易度、偶発症の有無、内視鏡診療に要した時間など有用性の高いデータが多数存在する。胆膵内視鏡手技において、まず医師が最初に見るのが乳頭部であり、この乳頭部の画像と文字情報を組み合わせることで、手技難易度や偶発症率などの予測が可能か否かの検証を行った。

研究初期段階で内視鏡学会より、ラベル無し十二指腸検査画像 17,600 枚を、画像特徴量によるクラスタリングを実施した。その結果、画像中の乳頭は小さく形状も様々であり、乳頭そのものより周辺の見え方に大きく影響を受ける事が明らかとなった。そこで乳頭以外の臓器を含む内視鏡画像群から人手をなるべく少なく乳頭画像のみを抽出することを目的として、乳頭への処置具挿入の直前には乳頭映り込み画像があることから、器具検出を用いた乳頭画像候補の抽出を試みた。

専門医により JED-ERCP データから難易度の高い約 34 症例をピックアップし、難易度通常の画像とマージし AI によるクラスタリング(下図)を実施したが、目視では明確な特定クラスへ集約は確認できなかった。これは症例数、画像上の乳頭の位置、乳頭の写り方、憩室の有無等、が影響しているものと思われる、今後のあらたな研究課題となる。

2.4 診療逸脱監視 AI プロトタイプ開発

胃スクリーニングをテーマとして、検査医が撮像した画像を AI が持つ胃の全周囲モデルと突合し、撮像漏れ部位と適正な撮影枚数が撮られているかの監視を行う。本開発により、全国で行われている胃がん検診で撮影部位漏れがないか容易にチェックすることが可能となり、AI 化による精度管理や胃がん検診 2 次読影業務の効率化に期待される。

対策型胃がん検診をモデルとして、1 次検診施設で発生する撮像画像を撮影順 1 枚単位、もしくは症例単位に AI アルゴリズム引き渡し、逸脱判定結果を二次読影医にフィードバックするクラウド上で稼働するシステムを構築した。

プロトタイプモデルは検査中のリアルタイムの利用も想定し、操作性と撮像漏れ部位をわかりやすく表現するユーザーインターフェース(UI)を重視した。また、プロトタイプの性能評価を目的として、AI 側の判定と専門医の判定の差異を集計するための機能も実装した。プロトタイプ評価は実際の 1 次検診施設からの画像をもとに 2 次読影を行う前提で実証評価を実施した。評価で使用した画像において、一部の分類で感度、陽性的中率が低かったことから、将来的に学習データのバリエーションを増やす必要があること、また、胃角後壁がスクリーニング検査において注意すべき部位と考えられているため、胃角の分類を分割することが将来的な課題であること、が明らかになった。結論としては、プロト機の UI の分かりやすさ、検査の質向上への有用性について高い評価を頂き、AI の性能面ではデータと画像の詳細を分析したところ、大き

な問題はなく社会実装可能なアルゴリズムを開発することができたと評価できる。

プロトタイプに搭載する胃全周囲学習モデルのアルゴリズム開発を目的とし、アノテーションデータの追加・提供と、精度が出ていない部位のネットワーク構造の見直し、学習時パラメータ設定、対象部位識別専用モデルの作成を実施した。結果、胃の全周囲モデル生成に向け約 37,000 枚の部位ラベル付き教師データを基に部位識別アルゴリズムを開発し、部位識別率 86.1%を達成した。

前年度の 31 部位の分類結果(20,934 枚)に対し、専門医によって全件チェックを行う再アノテーション作業を行い、変更なし 18,658 枚、他部位への流入出が各 2,276 枚という結果となった。このデータをもとに再アノテーション対象外画像も含む 18,027 枚のデータを学習データとした結果、昨年の全解析で最適結果を導き出した ADAM を最適化手法に選定した場合、最良モデル ResNet34 で正診率 89.03%と向上し、画像の輝度、彩度等の調整を行うデータ拡張手法を変更した結果、ResNet34 で正診率 89.45%とさらに向上し、正診率 90%以上という当初目標値に近づくことができた。

精度が出ていない部位の誤判定画像をチェックすると、撮像条件の不適画像が含まれていたため、不適画像の除外後に部位判定を行うことにより、さらなる精度向上が見込めると判断し、画質不良、空気量不適切等の不適画像 498 枚に対し、画像評価項目のラベル付けをおこない、撮像条件の逸脱判定用アノテーションデータとして、除外後のデータに関して陽性的中率と感度を比較したが、大幅な性能向上にはならなかった。原因としては不適画像の教師データ量が少ないことが考えられ、さらに約 10,000 枚の不適画像のアノテーションデータを用意し、精度が出ていない部位の感度・陽性的中率の向上に努めプロトタイプに実装した。

2.5 学会間連携を促進する AI 言語解析による診断情報連携モデルの研究

AI を画像診断のみならず、自然語記述の病理診断の構造化やデータクレンジング処理に活用する。

病変単位の追跡が可能な内視鏡診療データベースと、病変単位の病理診断が紐づくことにより、世界に類を見ない詳細で、精確な臨床データベースとなり臨床研究の次元が広がる。

ルールベースと機械学習のハイブリット構造化アルゴリズム開発の第一段階として、辞書の整備(専門用語辞書、同義語辞書、分類辞書、未知語発見と登録)と構造化 AI を生成するプログラムによる構造化試験と、その評価結果に基づくチューニングを繰り返し実施し、次に有効性判断用データ 8,884 レコードから定数をサンプリングした評価用データでルールベースによる構造化試験を実施した。

その結果、病理診断基本項目の構成要素 1(病理番号、報告日、病理診断名、病理所見名)ではルールベースによる構造化は例外を除き 100%の構造化を達成し、構成要素 2(病理診断名、病理所見名中の「切片番号」を抽出)はルールベースにより 78%の構造化を、構成要素 3(「病理診断名」から「Group」を抽出)では同じくルールベースにより 100%の構造化を達成した。次に運用中の内視鏡画像統合データベース JED との病理連携実証試験を目的とした POC として、2 病院の病理診断データより、基本項目(病理診断、病理所見)、病変情報(切片情報)、診断詳細(Group)の構造化を試みた。前年度のアルゴリズムでは病理診断記載ルールの施

設問格差の原因により、基本項目 100%→92%、病変情報 87%→75%、診断詳細 100%→100%と、基本項目と病変情報の構造化率が大幅に低下したが、専門医によるエラーの原因解析と辞書ルールの追加により 87%→90%まで向上し実用レベルに近い精度となった

2.6 消化器内視鏡画像の AI 研究に資する仕組みの構築

内視鏡領域の AI 研究推進のためには、日常診療で忙殺されている内視鏡医の負担を軽減する必要がある。研究用データのタグ付けやアノテーション作業を診療の中核にある内視鏡部門システムで行えると、内視鏡医は診療に役立てる作業と AI 研究の作業を日常診療の中で両立でき、画期的な解決策となる。

日常診療で AI データを生成蓄積できる効果は予想より大きく、実際に数ヶ月の短期間に蓄積したデータセットをもとに AI 生成用ワークステーションを用い、微小大腸ポリープを検出する AI を作成し、作成した AI に対して検証用データセットを用いて検出能力の検証を行った結果、感度 95.0%、特異度 97.7%、正診率 96.3%と高い正診率が得られた。このことは実証成果としては目標を大きく上回る結果である。

2.7 AI 研究と AI 搭載医療機器評価用データセットの研究

AI 研究では学習データの質が最終的に AI の質に直結することは明らかであり、特に内視鏡診療領域における適応領域と AI 目的によって画像と連結した検査情報、診断情報が必須となる。

本研究は、AI 研究の質の担保と研究領域を飛躍的に拡大する上で欠くことのできないテーマである。また、画像と連結する情報の品質担保の上で病理、放射線といった診療科間や学会間を超えた連携が必要となり、その連携は互いの分野の臨床研究の広がりにも貢献すると期待される。

ここでは、消化器内視鏡領域における臓器別、AI の目的別に必要とおもわれるデータセット項目を検討し、本研究においてプロトタイプ評価を予定している胃癌タイプ診断と逸脱監視のデータセットを仕様書として取り纏めた。

内視鏡学会は内視鏡診療データベースと AI 研究の 2 つの事業継続を目的とし、AI 搭載医療機器の精度評価や、薬事承認段階においては、その領域の専門学術団体である内視鏡学会が精度を担保したデータセットが必要とされるという想定に基づいて、データセットの設計を行った。

胃がん検出診断支援用データセット構成は、画像ファイル、アノテーション座標 XML ファイル、診断項目ファイル、の 3 つでファイル構成され、診断項目ファイル内には必要項目として、患者性別、年齢(歳)、主部位1、主部位2、術前主肉眼系、術前深達度、術前 UL、術前大きさ(長径 mm)、病理肉眼系、病理深達度、病理 UL、病理大きさ(長径 mm)、病理主組織系、病理副組織系、リンパ管侵襲(有り/無し)、静脈侵襲(有り/無し)と決定された。

本仕様に則り現時点で 450 症例分の病理診断項目付き胃がん検出診断支援用データセットを生成した。

胃がん検診用データセット構成は、画像ファイル、検査情報項目ファイルの 2 つでファイル構成され、検査情報ファイルは必要項目として、患者性別、年齢(歳)、臓器、部位、質的診断(総合診断)と決定された。

本仕様に則り、現時点で 31 症例分の 病理診断項目付き

胃がん検出診断支援用データセットを生成した。

2.7 人工知能開発基盤等のパブリッククラウド化に向けた実証研究および人工知能の社会実装へ向けた課題抽出ガイドライン策定に関わる研究

学会単独で研究基盤システムを継続運営するためには、運営に必要なファイナンスの獲得と、システムや運用のコスト圧縮という大きな 2 つの課題を解決する必要がある。研究基盤をパブリッククラウド化とした場合の効果と課題の抽出、その解決策について早期に取り組む意義は大きい。

また、開発した AI プロトタイプも広く医療現場で利用されなければ意味がなく、プロトタイプから社会実装へ、また少施設から多施設へと移行する際の、倫理的課題、システム課題、運用課題をできる限り抽出し、AI 機器の使用ガイドライン策定等による課題解決に取り組む必要がある。

現在オンプレ型で運用している AI 研究基盤データベースと全てのアプリケーションソフトウェアを 3 省 3 ガイドライン適合の AZURE 上に移植した。また、保管データ約 200 万枚の画像と 300 万件の症例 TXT データに相当するダミー画像とダミー症例データを自動生成し移植した。オンプレ型と本データを用い今回構築したクラウド版はダミーデータによって同量とし、もっとも負荷の高い画像データアップロードから DB 取り込み処理と、クレンジング処理、AI 構造化処理の 3 つの処理の性能比較を実施した。

結果、アップロード処理はクラウドの方が 40%増しとなったが、時間感覚としては最大 2 万件の画像で 7 秒差なので許容範囲であった。クレンジング処理もやはりクラウドの方が 40%増(1 万件で 14 分増)の処理時間となったが、本来手作業だった業務を自動処理とした省力化効果の方が大きく、処理時間より精度が重要視されるので大きな問題ではないと評価された。

結論としてパブリッククラウドベース上の実用性は問題ないものと言える。しかし、コスト構造的には本研究で行なっている AI の活用によるクレンジングコスト削減効果の方が大きく期待が持たれる。また、多施設利用の場合はセキュリティ面、院内制約面を考慮したエッジコンピューティングのような方法を検討する必要がある。

内視鏡診断・病理診断 AI 構造化は、対象データが TXT であるため、使用感、運用上の制約は全く無く良好な結果を得た。但し、多施設展開時には記述慣習の違いによる構造化率の低下が明らかになっており、施設の状況に合わせた最低限の記述のルール化や構造化ルールの追加により容易に対応可能であることが証明された。

現在取り組んでいる AI 研究の出口を睨み、クラウドで広く普及を目指す場合のサービスの実用性評価を実施した。また、完全クラウドによる普及は現実の病院環境では専用線サービスのコスト問題やインターネット利用時のセキュリティ面の課題をクリアし難いため、実用モデルとしてエッジ型クラウドサービスのトライアルを行った。逸脱監視を除いてもっとも出口に近いサービスとして、クレンジングコスト削減に期待される、ないし内視鏡診断・病理診断 AI 構造化と対策型胃がん検診モデルをテーマとして評価した。

対策型胃がん検診をモデルとした逸脱監視の評価では、AI アルゴリズムの基本仕様である画像一枚ずつの判定方式(一枚のリクエストを受け取り判定、判定後また次の繰り返し

で1症例40枚程度)により、細切れの待ちが発生するのと、逸脱が発生した場合の結果返し方・見せ方のUIが重要という改善ポイントが明らかになった。

以上がクラウドによるサービス普及を目指した場合の次年度以降の研究の課題となった。

多くの病院では、院内のネットワーク環境やセキュリティ方針によりクラウド利用は困難であり、日常診療中は院内PCで行いデータのアップロード時のみクラウド接続かセキュアなファイル転送を使用するエッジ型クラウドのトライアルを下記モデルで実施した。

特に個別に施設チューニングを必要とする病理診断AI構造化モデルでは、クラウドで多施設環境を一元管理する必要がなくシンプルな構造を維持できるのと、施設側環境に影響を受けない点、施設内の使用感も問題なく非常に有効であると評価できた。

2.7 人工知能開発基盤等のパブリッククラウド化に向けた実証研究および人工知能の社会実装へ向けた課題抽出ガイドライン策定に関わる研究

現在、内視鏡学会が進めているAIの多施設研究において商用化や、倫理的施設間解釈のゆらぎをクリアする必要があり、AMED研究事業「次世代医療基盤法施行後のデータ収集およびデータ利活用のための倫理規範モデル研究」を参照しながら、2015年度から実施している「消化器内視鏡に関連する疾患、治療手技データベース構築(Japan Endoscopy Database (JED) Project)」および進行中のAMED研究をモデルケースとして、少施設から多施設へと移行する際の施設間格差に起因する課題と、ガイドライン等規範を必要とする倫理的課題、システム課題、運用課題の原因と対応策を検討し、以下の通り纏めた。

2.7.1 抽出された課題

1,多施設共同研究における手続き

共同研究施設の場合、主管施設である学会の倫理審査委員会の承認後、各施設に研究責任者を置き、各施設で倫理審査委員会の承認を得る必要がある。各施設の倫理審査で疑義が生じ、必要と認められる場合は、その都度、主管施設の倫理審査委員会に研究計画書の変更申請を行い、承認された研究計画を再度、各共同研究施設の倫理審査委員会に変更申請をし、承認を得る手続きが必要となる。共同研究施設が少なければ、それほどの手間ではないが、数十施設にもなると、倫理審査に関する手続きだけで年単位の時間を費やしてしまうことになる。

2,研究協力施設に備えるべき要件

共同研究施設は収集した情報を用いて実際に研究を実施する施設のことを指し、研究協力施設は、情報のみを提供する施設であり役割が異なる。AI研究においては、多くの医療情報を収集する必要があり、この研究協力施設による情報提供は大変重要な位置を占めることが多い。研究協力施設は、医学系指針上、「情報の提供を行う機関の長は、適正に情報を提供するために必要な体制及び規程を整備しなければならない。」と規定されている。倫理審査委員会が整備されている施設では、ほとんどの場合、既に他施設への情報提供に関する規定が備わっており体制も整備されているが、それ以外の多くの施設では研究用に他施設に情報を提供するための規定は作られていない。そこで、主管である学会で規定の雛形を提供し、各施設の実情に合った形に修正・加筆して頂くことで対応した。

2.7.2 課題への対策案等

1,多施設共同研究における手続き

各施設での倫理審査や変更申請等多く手続きが求められるが、何れも研究実施には必要不可欠であり、現行の指針を遵守することは必須である。しかし、共同研究施設が多くなった場合に、研究開始までに多大な時間を要してしまうのは事実である。また、医師は異動が多く、その都度変更申請が必要となり頻繁に変更申請が全ての共同研究施設で必要となる。この点に関しては、各施設の倫理審査委員会で審査するのではなく、一つの倫理審査委員会での一括審査の実施、つまり倫理審査委員会の1本化＝セントラル倫理審査委員会が必要と考えられる。この場合、その役割を担う倫理審査委員会には、各施設が認める正しい判断を行える能力が要求される。2020年度の医学系指針の改正では、多施設共同研究では「倫理審査の原則一元化」が盛り込まれると聞いているので、今後この点は解決すると思われる。

2,研究協力機関に備えるべき要件

患者さんの情報を、診療以外の目的で利用するのであり、しかも他の施設へ提供するのであるから、指針が求めている、「適正に情報を提供するために必要な体制及び規程を整備しなければならない」のは当然である。この点は、情報を頂き研究を実施する側としては、研究協力機関への丁寧な説明が必要であり、規定等が整備されていない場合は、雛形を提供するなど、情報提供体制の構築に協力していかねばならない。万が一対象患者さんとのトラブルが生じた場合、情報の提供を受ける研究施設よりも、情報を提供する側の先生に多大な迷惑をかけることになる。

3. おわりに

画像分野のAI研究は進化し続けているものの、まだまだ運用面を含めた課題も多い。社会実装に向けてはさらに問題点も山積している。今後も継続しこれらの問題を解決してゆきたい