高齢者医療における AI の活用

1. 医療における AI 活用と ICD-11 導入による展望

AI in medicine and its future direction by introducing ICD11

今井 健

要 約

医療における AI 技術応用研究の歴史は古いが、近年では深層学習を始めとした機械学習の応用が盛んに行われており、医用画像の解析を始めとして成果を上げつつある。今後さらなる AI 技術の発展のためには、学習に必要なきめ細やかで質の高い保健医療データの大規模収集が欠かせない。ICD11 は従来の疾病分類体系にとどまらず、より詳細な病態の記述や生活機能レベルの評価までを包含し、詳細にコード化できる土壌が整いつつある。今後我が国での ICD11 導入に向け、これを適切に活用し AI 発展のための良質なビッグデータを生み出す仕組みづくりの議論が必要である。

Key words AI, 機械学習, 深層学習, 保健医療ビッグデータ, ICD11

(日老医誌 2019 ; 56 : 242-247)

はじめに

医療における AI (Artificial Intelligence : 人工知能) 技術応用研究の歴史は長く、古くは 1974 年に発表された感染症における抗菌剤推薦システムである MYCIN¹⁾ や一般的な内科診断支援システムである INTERNIST-I などに遡る。これらはエキスパートシステムと呼ばれ、専門家の持つ知識をプログラムで記述し、論理演算ルールに基づいて専門家と同等の判断結果を出力することを目指したものであった。同様のシステムは第 2 次 AI ブームの間国内外で盛んに開発され、MYCIN などは専門医には劣るが非専門医に対しては十分に役立つレベルであるとされた。しかし知識の不足や整合性の担保、メンテナンスの困難さ、と

いった問題から普及には至らないまま、AI ブーム全体が下火となっていった。その後、2000 年代に入ると医療における電子化の進展により大量の診療情報が電子的に蓄積されるようになり、統計的機械学習手法の応用研究が盛んになされるようになった。

機械学習は教師あり学習、教師なし学習、強化学習に大別されるが、その中でも最も良く用いられるのが教師あり学習である (図 1)。これは、入力データと、正解となる出力データのセットを大量に用意しておき、その間の関係を表現する数式モデルのパラメータをそれらの大量のセットによって最適化していく手法である。様々なモデルが考案されてきたが、2010 年代から一気に花開くきっかけとなったのが、旧来からある人間の脳神経回路を模したモデルであるニューラ

東京大学大学院医学系研究科疾患生命工学センター

連絡責任者：今井 健 東京大学大学院医学系研究科疾患生命工学センター [〒113-0033 東京都文京区本郷 7-3-1]

e-mail: imai@m.u-tokyo.ac.jp

doi: 10.3143/geriatrics.56.242

図1 教師あり学習

ルネットワークを多層化した、いわゆる深層学習の出現である。

本稿では、医療における近年のAI技術の活用について概説すると共に、今後我が国で導入が予定されている国際疾病分類 International Statistical Classification of Diseases and Related Health Problems (以下ICD) の第11版改訂 (ICD-11) がAI活用の進展にもたらす影響の展望について述べる。

医療における近年のAI技術の活用

深層学習が当初世界にインパクトを与えた事例として、2012年にトロント大学のチームが画像を1,000クラスに分類するコンペティション (ILSVRC2012) で、深層学習の一種である畳み込みニューラルネットワーク (CNN: Convolutional Neural Network) を用いた手法 (AlexNet) を提案し、従来の手法によるエラー率を10%以上減少させ圧勝したことが挙げられる。その後も改良と急激な性能向上が進み、2015年にはエラー率は4.9%にまで減少し人間を上回った。医療分野においても応用が進められ、脳腫瘍の分類へのCNNの適用²⁾、CT画像からの肺がん診断、MRI画像からの脳動脈瘤の検知、皮膚画像からの皮膚がん診断³⁾や眼底写真画像からの網膜症の所見分類など世界中で多くの研究が成されている。また最近では深層学習を翻訳へ応用する手法を医療分野へ適用することにより、放射線画像から読影レポートを自動生成する研究⁴⁾なども行われている。国内でも、日本医療研究開発機構 (AMED) の公募事業により、国内6学会 (日本病理学会、日本医学放射線学会、日本消化器内視鏡学会、日本眼科学会、日本皮膚科学会、日本超音波医学

会) が大規模画像収集を行い、AI画像解析の開発を進めている。

一方、画像以外の領域へ深層学習の適用も着々と進められている。Shickelらの調査⁵⁾によると、カルテ記載文章、検査値、処方データなどを含む電子カルテ情報に対し深層学習を適用する研究は近年大幅に増加しており、Google Scholarによると2015年の100本強に比べ、2016、2017年には250本近くの論文が発表されるに至っている。その適用エリアは多岐に渡るが、主にアウトカム予測、深層学習による病態の内部表現獲得、あるいは特定の特徴を持った患者集団の抽出 (Phenotyping) などである。また使用される深層学習のネットワーク構造も、前述のCNNを始め、時系列データの学習に用いられる再帰型ニューラルネットワーク (RNN: Recurrent Neural Network)、その発展形である長短期記憶 (LSTM: Long Short Term Memory) や教師無し学習の一種である自己符号化器 (Autoencoder) 系など多岐に渡っている。

中でもGoogleの研究者らによる2018年の研究⁶⁾では、患者の検査値、処方、カルテ文章記載の時系列情報を用い、深層学習によって院内死亡、30日以内の再入院、7日以上長期入院、退院時診断といった項目について、従来手法より大幅に予測精度が向上したと報告されている。また予測において何に注目していたか、という情報も同時に可視化することにより、従来からブラックボックスとして「理由説明能力の不足」が指摘されてきた深層学習の導出結果について解釈可能性を与える試みもなされている。

このように近年の第3次AIブームを支えている主要な要素は深層学習をはじめとした機械学習であるが、これだけで医師が行っている多様な行為の全てを支援・代替できるとは考えづらい。例えば、医師が診療を行う際には、患者からの問診・身体所見・あるいは検査を行えばその結果を合わせ、得られる情報を分析・評価し、仮説形成を行い、意思決定と治療計画を行って説明・同意を経て治療を実施する、といった様々な情報処理過程を伴う。ここにおいては、「パターン認識」、「経験的知識の適用」、更には教科書やガイドラインのような「体系化された医学知識の参照と適用」、など様々な能力が用いられる。機械学習はこの

表 1 ICD11 Content Model

1	ICD Concept Title	7	Causal Properties
2	Hierarchy, Type and Use	7.1	Etiology Type
2.1	Parents	7.2	Agents
2.2	Type	7.3	Mechanisms
2.3	Use	7.4	Injury
3	Textual Definition (s)	7.5	Risk Factors
4	Terms	7.5.1	Immediate
4.1	Base Index Terms	7.5.2	Proximal
4.1.1	Synonyms	7.5.3	Distal
4.1.2	Narrower Terms	7.6	Genomics Characteristics
4.2	Inclusion Terms	8	Temporal Properties
4.3	Exclusion Terms	8.1	Age of Occurrence & Occurrence Frequency
4.4	Fully Specified Name	8.2	Development Course
5	Clinical Description	9	Severity Properties
5.1	Body System (s)	10	Functioning Properties
5.2	Body Part (s)	10.1	Functional impact on the person
6	Manifestation Properties	10.2	Contextual factors
6.1	Signs & Symptoms	10.3	Body functions
6.2	Findings	11	Specific Condition Properties
		12	Treatment
		13	Diagnostic Criteria

中でも論理的な思考の積み重ねや説明を必ずしも必要としない部分的な領域、例えば医用画像の判別のようなパターン認識や、多くの臨床経験から得られる経験知の適用について、十分な学習用の教師データが得られる場合においては能力を発揮し、今後医師の支援システムとして活躍していくと思われる。

ICD 第 11 版改訂

画像判別と比較し、電子カルテ内のデータを総合的に解析する AI 開発が難しいとされる理由は、電子カルテの特性（保険病名の存在や情報の欠損など）以外にも、様々な種類のデータを統合して学習しなければならない（マルチモーダル学習という）、取り扱う情報の次元数が多いことが挙げられる。このため、機械学習の入力あるいは出力において、複数のデータから人間が判断し患者の状態を要約した結果である診断コード（例えば ICD10 コード）が用いられることも多い。従ってこの診断コードの質と情報粒度は機械学習においても大きな影響を持つ。

国際疾病分類である ICD の初版は 1893 年で、179

病名程度であった。当初は死因統計を目的としていたが、その後改訂を重ね疾病分類も増加し、現在は罹患統計にも広く流用されている。我が国では 1990 年より第 10 版（ICD10）が用いられており、細かな分類まで含めると 14,473 分類に及ぶ。WHO はその後医学の発展に伴う分類のアップデートと電子的利用環境の推進の観点から大幅な改訂作業を行い、長い年月を経て 2018 年 6 月に第 11 版改訂（ICD11）がリリースされた。ICD11 ではこれまでと大きく異なり以下に示すような様々な特徴が追加されている。

A) 疾患カテゴリーの特性の記述

ICD10 までは単なる疾病分類カテゴリ体系であったが、ICD11 では各疾患カテゴリーの意味的な特徴を表に示す Content Model（表 1）と呼ばれる項目に従って記述していくこととなっている。例えば「症状が現れる部位」「観測される症状・所見」「原因」「経時的な特徴（急性、慢性など）」「重症度」「関連する機能異常」「治療法」などである。残念ながら 2018 年時点では限定された項目のみの記述となっているが、将来のバージョンではこの特性記述の充実化が予定されており、

2C25.Z Malignant neoplasms of bronchus or lung, unspecified

Parent
2C25 Malignant neoplasms of bronchus or lung

Show all ancestors

This category is an 'unspecified' residual category

Postcoordination

2C25.Z Malignant neoplasms of bronchus or lung, unspecified

Code: 2C25.Z&XK9K

└ Laterality **XK9K Right**

Add detail to Malignant neoplasms of bronchus or lung, unspecified

Laterality (use additional code, if desired.) **左右性**

XK9J	Bilateral
XK8G	Left
XK9K	Right
XK70	Unilateral, unspecified
XK6G	Unspecified laterality

Specific anatomy (use additional code, if desired.) **特定の詳細部位**

Search

Histopathology (use additional code, if desired.) **組織病理**

Search

図2 Post-Coordination の仕組み、右肺癌の例

様々な疾患の臨床的特徴についての知識データベースとしての活用、また電子カルテ内に記載される情報との連携強化が期待されている。

B) コード体系の変更

ICD11では従来の章の分割や新たな章の追加が行われ、またコード記載方法も従来の4桁から6桁に変更になった。これによって、現状の医学知識を反映した病態概念をより正確にコーディングできるようになっている。また、妊娠糖尿病は「糖尿病」の下位にも「妊娠・出産・産褥」の下位にも存在、というように複数の上位カテゴリへの所属も許可されており、この情報を利活用することが可能である。

C) 拡張コードと Post-Coordination

ICD11では各疾病分類カテゴリに所属する概念粒度の細かい病名もなるべく含める方針となっており、分類カテゴリとしては約32,000、各カテゴリに所属する詳細な病名や同義語を含めると約10万語が収載さ

れており、ICD10と比較して大幅に増加している。またこれでもコーディングできない詳細な病態を記載したい場合、コード同士の合成や、拡張コードと呼ばれるX章のコードを修飾語として組み合わせて用いることで表現できるようになっている。この仕組みをPost-Coordinationと呼ぶ。例えば肺癌 (lung cancer) は2C25.Zというコードを持つが、右肺癌 (Right lung cancer) の場合は「右」を表す拡張コードであるXK9Kを組み合わせて、「2C25.Z&XK9K」と表される(図2)。一方、糖尿病性腎症の場合は糖尿病、慢性腎臓病それぞれのコードを組み合わせて、「5A14/GC11.Z」として表される。拡張コードは表2に示すように重症度、病因、解剖学的詳細、組織病理など様々なカテゴリに渡り約14,000語存在している。この仕組みを用いて任意のレベルで細かな病態をコーディングできる。

D) ICF とのリンケージ

これまでWHO Family of International Classifications (WHO-FIC: 世界保健機関国際分類) に含まれ

表2 X章, 拡張コードのカテゴリ

Severity Scale Value	Dimensions of external causes
Temporality	Consciousness
Aetiology	Substances
Topology Scale Value	Diagnosis code descriptors
Anatomy and Topography	Capacity or context
Histopathology	Health Devices, Equipment and Supplies
Dimensions of injury	

る代表的な分類体系として International Classification of Functioning, Disability and Health (ICF: 国際生活機能分類), 並びに ICF ベースの評価ツールとして WHODAS 2.0 が存在していたが, 十分な活用は進められていなかった. 今回の ICD11 改訂において, ICF とのリンクを図る目的で ICD11 内に V 章 (生活機能評価に関する補助セクション) が新設された. この中には ICF を元にした生活機能項目が含まれており, 生活機能レベルを記述・定量化し, 障害の程度をコーディングできるようになっている. これによって病院での診断病名にとどまらず, 予後や介護分野での生活機能情報の記述も推進されると期待されている.

医療における今後の AI 活用の推進と ICD11

我が国における保健医療分野の AI 活用推進については盛んに議論されており, 例えば 2017 年の厚生労働省大臣官房厚生科学課「保健医療分野における AI 活用推進懇談会 報告書⁷⁾」によると, 今後 AI 開発を進めるべき重点領域として, (1) ゲノム医療 (2) 画像診断支援 (3) 診断・治療支援 (4) 医薬品開発 (5) 介護・認知症 (6) 手術支援 の 6 領域が挙げられている. 特に我が国では 2025 年には 65 歳以上の人口が約 30%, 2060 年には約 40% に達すると見られており, 今後迎える未曾有の超高齢化社会における AI 技術の活用が大いに期待される. 具体的には疾病発症リスク分析に基づく生活習慣アドバイス, 対話型 AI デバイスによる認知症の予防・早期発見, 転倒や発作などの検知をはじめとした様々な高齢者に対する各種見守りサービス, またフレイルやサルコペニアの予防・早期把握と介入などへの AI 活用が想定されるだろう. 部

分的には比較的早期に実現されるサービスも考えられるものの, これらを実現するためには課題も多い. また, AI の活用 に一定の期待がある一方, 多様な個性を持つ人間に対しきめ細やかに適切な介護の提供を行う, など AI 技術だけでは当面実現が困難な事例も多いと筆者は考えている.

本稿で見てきたように, 近年の AI の発展は深層学習を始めとした機械学習が中心的な柱であるが, 今後これをさらに推進するためには「学習を行うための良質な教師データの大規模収集」が必須である. すなわち質の高い保健医療データこそが国の財産なのであり, この継続的収集と範囲の拡大, 利活用の促進が最重要であることは従来と変わらない. これまで医療分野での IT 化の推進と電子カルテの普及により, 主に大規模病院における電子的診療情報の蓄積は進んでいる. しかし, 小規模病院や診療所における電子カルテ導入は十分に進んでおらず, 生活情報や介護分野における多様なデータや知識を大規模に収集していく仕組みも整備されていない. その他にも, 様々な場所で発生する個人の健康医療データを一元的に取り扱うための 1 人 1 番号 (いわゆる医療等 ID) の整備も必須であるし, 各医療分野での標準的医療用語集の整備も未だ十分には行われていない. 医療における AI に関する倫理・責任の有り様や課題についても盛んに検討が行われているが⁸⁾, さらなる議論の成熟と社会的コンセンサスの醸成が必要である.

医療における今後の AI 活用の推進にはこのように多くの課題があるが, ICD11 はこれまでに無くきめ細やかな粒度で患者の病態をコーディングすることが可能で, また V 章の導入により ICF と連携し, 生活機能情報に関するデータ収集も推進される土壌が整いつつある. この適切な活用は高品質な保健医療ビッグ

データの形成において重要な役割を果たすと考えられる。一方で、臨床現場や生活環境で詳細なコーディネーションを行う手間を鑑みると、極力業務負担を増やすことなく良質かつ詳細・広範囲なデータ収集を行う工夫が必要となるであろう。現在の電子カルテについても抜本的に見直し、診療情報記録の有り様について再検討する必要もあると考えられる。ここにもまたAIは十分介在する余地があり、積極的な活用が期待される。現在、ICD11は厚生労働省と各学会との連携のもと、和訳作業が進められている段階であり、我が国への適用はまだ数年かかる見込みである。しかし、今後我が国へ導入するにあたり、そのポテンシャルを可能な限り活用し各医療分野でAI発展のための良質なビッグデータを生み出す仕組みづくりについて改めて考え直す時期に来ていると考えられる。

著者のCOI (Conflict of Interest) 開示：本論文発表内容に関連して特に申告なし

文献

- 1) Shortliffe EH, Davis R, Axline SG, et al.: Computer-based consultations in clinical therapeutics: explanation and rule acquisition capabilities of the MYCIN system. *Comput Biomed Res* 1975; 8: 303-320.
- 2) Pereira S, Pinto A, Alves V, Silva C, et al.: Brain Tumor Segmentation Using Convolutional Neural Networks in MRI Images. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 2016; 35 (5): 1240-1251.
- 3) Esteva A, Kuprel B, Novoa RA, et al.: Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature* 2017; 542 (7639): 115-118.
- 4) Li C, Liang X, Hu Z, Xing E: Hybrid retrieval-generation reinforced agent for medical image report generation. *Proceeding NIPS'18 (the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems)* 2018; 1537-1547.
- 5) Shickel B, Tighe PJ, Bihorac A, Rashidi P: Deep EHR: A Survey of Recent Advances in Deep Learning Techniques for Electronic Health Record (EHR) Analysis. *IEEE J Biomed Health Inform* 2018; 22 (5): 1589-1604 (doi: 10.1109/JBHI.2017.2767063) Epub 2017 Oct 27.
- 6) Rajkomar A, Oren E, Chen K, Dean J, et al.: Scalable and accurate deep learning with electronic health records. *npj Digital Medicine* 1, Article number: 18 (2018).
- 7) 厚生労働省大臣官房厚生科学課：保健医療分野におけるAI活用推進懇談会 報告書. <https://www.mhlw.go.jp/stf/shingi2/0000169233.html> (accessed 2019-4-1).
- 8) Chinzei K, Shimizu A, Mori K, et al.: Regulatory Science on AI-based Medical Devices and Systems. *Advanced Biomedical Engineering* 2018; 6: 118-123.