

## AI の医療分野への応用による効率化に関する文献調査

研究分担者 福田 敬

（国立保健医療科学院 医療・福祉サービス研究部 部長）

### 研究要旨

人工知能(AI)の医療分野への応用が医療の効率化・有効化に寄与することが期待されている。そこで本分担研究では、医療用 AI に関する文献調査を通じて、行政の議論や取組を整理し、医療の効率化・有効化のために実用化されている事例・将来的に応用が期待される事例を整理した。

行政の議論や取組については、政府関係機関の議論や取組を取り上げ、実用例については、1) 研究開発、2) 予防、3) 診断、4) 治療、5) ケア、6) 支払請求・保険と、6 種類に分類して整理した。分類した各領域において、AI が医療の効率化・有効化を促進することが可能と考えられることが確認された。

### A. 研究目的

人工知能(AI)の医療分野への応用が医療の効率化・有効化に寄与することが期待されている。一方で、そのために求められる医療用 AI 研究に際しては、研究に不可欠となるデータの集積自体にも多くの障害があり、容易なものとは言い難い。

そこで本研究班は、医療用 AI 研究の価値を理解し研究を支える周辺人材の育成と、医療用 AI 研究の応用分野の拡大を通じて、本分野の発展に取り組んできた。

本研究分担は、医療経済学の観点から、とりわけ、医療用 AI が医療経済に与えるインパクトを明らかとすることで、医療用 AI 研究の発展を目指した。そのためには、まずは医療用 AI の研究、議論、利活用の現状や期待を整理する必要がある。そこで今年度は、医療用 AI に関して、行政の議論や取組を整理すると共に、医療の効率化・有効

化のために実用化されている事例・将来的に応用が期待される事例を文献調査した。

### B. 研究方法

行政の議論や取組、期待に関しては、インターネット検索(Google)を用い「AI」と「医療」と「報告書」で検索して抽出した。実用化されている事例、将来的に応用が期待される事例に関しては、日本語文献については Google および Google Scholar で、「医療」または「ヘルスケア」と、「AI」または「ビッグデータ」または「機械学習」として検索を行った。英語文献については、Google および Google Scholar において、「medical」または「health care」と、「AI」または「Big Data」または「machine learning」にて検索し、文献収集した。

検索に際して、AI 以外にビッグデータや機械学習といったキーワードを加えた理由

は、近年の AI 分野の躍進がビッグデータと機械学習によって引き起こされたと考えられるためである。

以上の条件により収集した文献から、特に医療や関連業務の効率化や費用への影響、費用対効果といった医療経済的な観点を含むものを抽出し、整理した。

## C. 研究結果

前章で述べた方法にて文献を収集し、分類のうえレビューを行った結果を以下に示す。第 1 節では、行政の議論・取組・期待について、行政機関の報告書を取りまとめる。第 2 節では、実用化されている事例・将来的に応用が期待される事例を整理する。

### 1. 行政の議論・取組・期待

ここでは、内閣府・首相官邸の未来投資会議、人工知能と人間社会に関する懇談会、厚生労働省の保健医療分野における AI 活用推進懇談会、総務省の AI ネットワーク社会推進会議、経済産業省の平成 28 年度我が国におけるデータ駆動型社会に係る基盤整備(医療介護領域における第 4 次産業革命の動向等に関する調査)最終報告書(2017)を取り上げる。

#### 1.1. 未来投資会議[1]

未来投資会議は、内閣府の各大臣と有識者を構成員としており、2016 年 9 月に第 1 回が開催されている。未来投資戦略—Society 5.0 の実現に向けた改革—を打ち出している。「Society 5.0」は、先端技術をあらゆる産業や社会生活に取り入れ、「必要なモノ・サービスを、必要な人に、必要な時に、必要なだけ提供する」ことにより、様々な社会課題を解決する試みである。

Society 5.0 に向けた戦略分野の一つである健康・医療・介護の分野については、新

たに講ずべき具体的施策として、以下のように取り上げられている。

まず、技術革新を最大限活用し、個人・患者本位で、最適な健康管理と診療、自立支援に軸足を置いた介護など、新しい健康・医療・介護システムを構築する。また、オールジャパンでのデータ利活用基盤を構築し、個人の状態に合った効果の高いサービス提供による、健康寿命の延伸と高齢者の自立した生活を実現する。さらに、AI、ロボット等も組み合わせることで現場の生産性を上げながら、高齢化・人口減少下でも質が高く、効率的な健康・医療・介護のサービス提供を可能とするモデルを構築する。こうした仕組みを支えるため、効果的な民間サービスの育成・普及を促すとともに、日本発の優れた医薬品・医療機器等の開発・事業化を進めるとされる。このように、費用対効果も勘案しつつ、基盤構築・制度改革・民間投資促進を一体的に進め、2020 年には新しいシステムを構築し、国民が安心できる医療・介護が 2025 年に国民生活に定着していることを目指している。

#### 1.2. 内閣府 人工知能と人間社会に関する懇談会[2]

本懇談会は、Society 5.0 の実現の鍵である人工知能の研究開発及び利活用を健全に進展させるべく、人工知能と人間社会の関わりについて検討を行うことを目的として、原山優子総合科学技術・イノベーション会議議員を座長として構成されており、第 1 回が 2016 年 5 月に開催されている。人工知能技術と人間社会について、「移動」、「製造」、「個人向けサービス(医療、金融を含む)」および「対話・交流(コミュニケーション)」の 4 つの分野を対象に、倫理的観点、法的観点、経済的観点、社会的観点、教育的観点、研究開発的観点の 6 つの観点から検討をしている。

医療についての検討は以下のものである。まず、倫理的論点からは、人工知能による予測診断が正確になることで消極的な人生になる可能性の他、患者の知る権利、知りたくない権利、医師の伝える義務の再整理の必要性が指摘されている。法的観点からは、個人情報保護の問題やミス責任が医師のみに課せられるのかという問題、医師不在のケースや遠隔診断・治療のケースの法的再検討の必要性の他に、AI技術を用いた人の知的・身体的能力の拡張についての法的制限の必要性について検討されている。経済的論点からは、医療ビジネスが日常的な健康サービスへシフトしていく可能性や、疾病確率が高精度で計算できることで保険が成立しにくくなる可能性が指摘されている。社会的論点からは、AIの新技术により生まれうる格差の問題や社会的コストの配分方法について検討されている。教育的観点からは、AIによる情報について主体的に理解し、自らの意思で判断するリテラシーの必要性が指摘されている。研究開発的観点からは、個人が同定・推定できないような匿名化の方法や本人のみがアクセス可能なプライバシー保護を担保する仕組みの必要性が指摘されている。

### 1.3. 厚生労働省 保健医療分野における AI 活用推進懇談会[3]

本懇談会は、保健医療分野におけるAIの活用が患者・国民にもたらすメリットを整理するとともに、保健医療分野におけるAIの実用化にあたっての課題を検討した上で、保健医療分野において活用するための対応方策等を策定することを目的として、間野博行国立がん研究センター研究所所長を座長として構成されており、第1回が2017年1月に開催されている。

AIによって、新たな診断方法や治療法の創出、全国どこでも最先端の医療を受けら

れる環境の整備、患者の治療等に専念できるよう、医療・看護従事者の負担軽減の3つを実現するため、AI開発を進めるべき重点領域を6つ選定している。その6つとは、ゲノム医療、画像診断支援、診断・治療支援、医薬品開発、介護認知症、手術支援である。AIの開発を促進する基盤整備とAIの質や安全性を確保するためのルール整備を実施し、全国をカバーした保健医療AIの開発に必要となるビッグデータの収集体制を整備するとともに、AI開発用のクラウド環境も整備・認証する取り組みを行っていくとしている。

### 1.4. 総務省 AI ネットワーク社会推進会議[4]

本会議は、社会全体におけるAIネットワーク化の推進に向けた社会的・経済的・倫理的・法的課題を総合的に検討することを目的として、須藤修東京大学大学院情報学環教授・東京大学総合教育研究センター長を議長として構成されており、第1回が2016年10月に開催されている。

AIネットワーク化とはAIシステムがインターネットその他の情報通信ネットワークと接続され、AIシステム相互間又はAIシステムと他の種類のシステムとの間のネットワークが形成されるようになることをいう。AIネットワーク化推進に関する国内外の動向や国際的議論のためのAI開発ガイドライン案、様々な分野におけるAIシステムの具体的な利活用の場面(ユースケース)を想定して、AIネットワーク化が社会・経済にもたらすインパクトおよびリスクの評価を行ったうえで、今後の課題を整理している。

また、AI開発ガイドライン案の検討に向けた先行的評価として、AIネットワーク化前の段階にシナリオ上想定される主なユースケースとしては、以下が挙げられている。

- 家庭や介護施設等の様々なセンサーの情報で、健康状態の推定や病気発症の予測
- 患者の症状と過去の症例をマッチングし、該当可能性の高い病名と適切な処置方法提示
- 病歴、遺伝情報等を元に、個人々に応じて自動的にカスタマイズされたサービスの提案

さらに、AI ネットワーク化後の段階にシナリオ上想定されるユースケースの主なものとして、以下が示されている。

- 健康状態の変化に応じて、病院、介護施設などに自動運転車が迅速に搬送
- 医療機関と消防機関等との間において、救急車、病院の受入態勢等についてリアルタイムで調整を行い、搬送及び治療全体のリアルタイムの最適化に向けた提案
- 病院・医師間で必要な医療情報が適切なタイミングで行われ、診察・治療の整合を図る

AI システムを利活用する分野ごとに利用者の視点から評価として、領域横断前の段階にシナリオ上想定されるユースケースとしては、以下がある。

- 持病や病歴、日々の健康状態に合わせて、冷蔵庫・冷凍庫に保管されている食材に応じて、レシピを提案
- ウェアラブル端末からの情報やカメラ画像を元に、健康状態の変化に応じて、病院、介護施設等に自動運転車が迅速に搬送する
- 介護履歴や健康状態を元に、最適な介護プランを提案するとともに、介護ロボットが支援

AI システムを利活用する分野ごとに利用者の視点から評価として、領域横断後の段階にシナリオ上想定されるユースケースとしては、以下がある。

- (医療・介護 + 農林水産 + 小売 + 生活支援)  
持病や病歴、日々の健康状態から、健康に良いレシピを提案することに加えて、食材の保管状況に応じて、農林水産事業者や小売業者に自動注文を行い、レシピに合わせて料理ロボットが調理する。また、食材の配送に併せて、生産・流通データ(産地、品種、農薬使用の有無など)が消費者に届くと共に、お薦めの情報がリアルタイムで届く。
- (医療・介護 + 行政 + 金融・保険)  
利用者の健康に関する情報(病歴、介護履歴、遺伝情報等)に応じて、関連する行政サービス(手当金・補助等の支援サービス、検診やコミュニティ活動の案内等)の情報を提供し、申請や更新などの手続きを補助。また、利用者の健康に関する情報をもとに、個人々に応じてカスタマイズされた金融サービス(保険等)を提案。

#### 1.5. 経済産業省 平成28年度我が国におけるデータ駆動型社会に係る基盤整備(医療介護領域における第4次産業革命の動向等に関する調査)最終報告書(2017)[5]

本報告書では、海外の技術開発・事業化・法規制等の動向を調査し、我が国の強みや課題を踏まえた上で健康・医療・介護分野のあるべき姿の実現に必要な政策課題を検討している。対象として、IoT/センサー、EHR(Electronic Health Record)基盤、AIによるデータ分析・活用、在宅・遠隔医療、

画像診断、低侵襲医療、人口組織・臓器、創薬の在り方という8つのテーマが選ばれている。アプローチとして、各テーマについて、二次情報調査・インタビューを並行して実施し、現状と進化の方向性を明らかにした上で、課題・政策上の論点を整理している。調査された応用事例については、次節で取り上げる。

## 2. 実用化されている事例・将来的に応用が期待される事例

大江[6]は、AI技術が医療で活用される可能性のある領域として、医学文献検索、医療画像診断、診療経過や予後予測、治療機器の自動制御などを挙げている。医療分野におけるビッグデータ・ICT・AIの利活用の動向について、とくに創薬については、公益財団法人ヒューマンサイエンス振興財団創薬資源班の報告書[7]でヒアリング調査が行われている。

Tomarのサーベイ[8]では、データマイニングが病院の震源の有効的な管理、病院ランキング、より良い顧客との関係作り、院内感染のコントロール、効果比較研究、患者のケアの質の向上、医療請求の詐欺の減少、ハイリスク患者の認識、健康政策の計画等において役立つと指摘されている。

また、McKinsey[9]は、ビッグデータを活用したヘルスケアシステムの建て直しにより、アメリカでは毎年3,000億ドル以上の新たな価値を獲得する機会があり、その3分の2は国の医療費支出の削減という形であると推計している。

本節では、以下、AIが医療に実用化されている事例・将来的に応用が期待される事例を、医療における研究開発、予防、診断、治療、ケア、支払請求・保険のそれぞれの分野に整理して、紹介する。

### 2.1. 研究開発

- BERG Interrogative Biology [5]

BERG Healthでは、患者と健常者の検体から大量のゲノム、代謝、脂質・タンパクの構造等の生物学的データを読み込み、個々の患者の服薬した薬剤とその治療結果等の臨床データと合わせて分析している。これによりデータ間の相関から疾患因子を検出し、機序に関する仮説構築に役立っている。これを基に膵臓癌の抗癌剤を開発し、2016年1月より第2相試験の開始に至った。AIによる疾患因子の検出を実際の創薬に役立てた例として先進的な事例であり、従来14年程度を要した創薬プロセスを7年程度に短縮しうると言われている。

- Atomwise [5]

蛋白質のデータバンクから、エボラウイルスと化合物の結晶構造解析結果を抽出し、結合状態に関するQSAR（定量的構造活性相関）を学習するAIを開発している。IBMと共同で行ったエボラ出血熱の研究では、従来の方法では数ヶ月から数年かかるところ、1日もかからずに既存の医薬品7000点がエボラ出血熱の病原体に有効かを調べることができた。

- BenevolentBio [5]

この試みでは、論文等を入力として、疾患ごとに関連する遺伝子や化合物の活性に関する特徴を学習している。そのデータを基に、Janssen社が保有する化合物データと合わせて、有望な化合物が無いかを探索している。

- Numedii [5]

疾患における遺伝子発現パターンデータと、化合物の遺伝子抑制パターンデータを論文から学習し、遺伝子抑制と化合物の構

造的な特徴を抽出している。これにより、既承認薬や製薬企業内の開発中断化合物の中からリポジショニングが期待できる薬物候補、およびその有効性を予測する。最新の臨床データを基に、大手製薬企業の製品・化合物を用いて効率的にリポジショニングが期待できる。

- PrOCTOR [5]

PrOCTOR は、毒性試験を原因として FDA に認可されなかった数百の薬物候補と、承認された薬物のデータを読み込み、各薬物の分子量や標的の特性等、48 の特徴を基に毒性の有無を予測するアルゴリズムを構築している。その結果、FDA 承認された糖尿病薬の有毒性が高いことを予測したところ、実際に当該糖尿病薬の有害事象が報告され、承認が撤回となった事例があった。開発における毒性試験の効率化が期待される。

- Watson for Clinical Trial Matching [5]

患者のうち、治験に参加したことがあるものは全体の 5%程度に留まる。そのため、臨床試験が適切な患者をリクルートすることが出来ず、治験が難航するとともに開発期間の長期化に繋がっていた。そこで、Watson は、公的な治験登録システムや各病院において行った治験の基準とその参加者のデータを入力として、治験への参加基準を機械学習している。これにより、マッチングに必要な情報をカルテから抽出し治験のプロトコルに当てはめることで、適切な治験の候補を提示することが出来る。その際、判断の根拠となるデータや適格性を高めるために変更可能な条件も示すことが出来る。治験のプロトコルは、平均 46 項目あり、患者データ毎に 1 項目ずつ手作業で確認するよりも効率的に臨床試験候補にたどり着くことができる。

- AiCure [5]

AiCure は、スマートフォンのカメラで服薬時の被験者の顔と薬剤を認識することで、服薬行動を動作により確認することができるアプリである。治験実施者は、アプリを通じ、被験者の服薬行動をビデオレビューなしで確認することができる。臨床試験における服薬管理への利用による治験実施者の負担軽減、およびエビデンス取得確度の向上の他、医療機関での導入による治療効果の向上・経過観察の綿密化が見込まれる。

- スパコン「京」によるインシリコ創薬 [10]

AIや分子シミュレーションの技術を駆使したインシリコ創薬において、化合物ライブラリから疾患原因タンパク質と結合する化合物を探索するバーチャルスクリーニング技術や、発見した医薬品化合物候補(リード化合物)に対して活性の向上や副作用抑制を目指して最適化を行うインシリコシミュレーション技術が期待されているが、計算機性能の不足等により困難があった。中津井ら[10]は、スーパーコンピュータ「京」を用いることで、世界最大規模の化合物スクリーニングと、インシリコシミュレーションによる疾患原因タンパク質 - 化合物間の高精度な結合自由エネルギー評価を実現するインシリコ創薬基盤を構築した。インシリコ創薬の研究に、医薬品研究開発プロセスの効率化による研究開発コスト抑制するものとして、期待が寄せられている。

- DPC データによる臨床疫学研究 [11]

DPC (Diagnosis Procedure Combination)データベースは、全国の 1000 以上の施設から収集された入院患者データベースであり、年間 700 万を超える症例数を有する。DPC データは診療報酬明細データベースの一つで

あり、詳細な診療履歴データに加えていくつかの臨床データも含んでいる。このデータベースを用いた臨床研究の成果の一部として、アテローム血栓性脳梗塞患者に対するアルガトロバン療法の効果の推定、彼が成人患者における経静脈栄養と経腸栄養の短期生存率と合併症率の比較、予後熱傷指数の妥当性の検討、という3つの研究が挙げられている。

- Vioxx の副作用発見 [13]

カリフォルニアの Kaiser Permanente は、臨床データと費用データを結びつけて分析することで、医薬品 Vioxx の副作用を発見し、その後の市場から回収させた。

## 2.2. 予防

- The Hospital for Sick Children [13]

カナダの The Hospital for Sick Children で、ベッドの監視デバイスから得られたバイタルデータを分析することで、院内感染の兆候を従来の方法よりも 24 時間早く検出している。

- The University of Ontario's Institute of Technology [13]

The University of Ontario's Institute of Technology は、IBM と提携して、新生児集中治療室の新生児をモニタリングするプラットフォームである Project Artemis を開発した。これにより、症状が現れる 24 時間前に院内感染の発症を予測することができた。

- The Johns Hopkins School of Medicine [13]

The Johns Hopkins School of Medicine は、Google Flu Trend を利用して、疾病対策予防センターからの警告が出る 1 週間前に、インフルエンザ関連の救急受診を予測した。

- 英国国民保健サービス [13]

英国国民保健サービス(NHS : the United Kingdom's National Health Service)は、全国レベルの研究データベースを構築するために、3年から5年にわたり10万人までのゲノム全体を配列決定する計画を発表した。このデータベースは、臨床医および研究者が癌およびその他のまれな状態の遺伝的原因をよりよく理解する助けとなる。このデータに基づいて、新しい薬剤等を開発することができ、患者はより有効であると思われる標的療法を受けることができると考えられている。

- Aequa Sciences [5]

Cambridge 大学・FN MOTOL 大学病院・Nanjing Drum Tower 病院・Shuguang 病院より収集された患者データを基に、遺伝子検査結果と疾患データを紐付け、疾患毎の遺伝子発現パターンを機械学習している。これにより、各個人の検査結果をもとにアルツハイマー病罹患リスクを予測し、各人に対して健康のために最適なプランを提示する。

## 2.3. 診断

- コロンビア大学メディカルセンター [12]

脳損傷患者の時系列な生理データを分析することで、各種の合併症が出現してからでなく、その症状が生じる前に適切な対応を実現している。脳動脈瘤からの脳出血患者からは、従来の方法よりも 48 時間早く重篤な合併症を検出するのに役立っている。

- Harvard Medical School と Harvard Pilgrim Health Care [13]

糖尿病と診断された患者の電子カルテを

自動的に解析することのより、1 型糖尿病および 2 型糖尿病の患者を区別できた。このアルゴリズムは、患者に付与された疾病分類コードのみを用いるよりも、患者を効果的に検出することが出来た。

- 臨床診断意思決定支援システム [13]

現在の臨床診断意思決定支援システム (CDSS : Clinical Decision Support Systems) は、患者情報と医学的ガイドラインとを比し、有害な薬物反応などの潜在的な医療過誤を警告する。主要な大都市圏の小児救命救急病院で実施された研究では、CDSS ツールが、副作用やイベントを 2 カ月で 40% 削減した。CDSS は、将来的に、医療画像 (X 線、CT、MRI) の画像診断と画像認識を用いるモジュールや医学文献を自動的にマイニングするモジュールを含めることで、医師に対する助言を自動化し患者ケアを向上させうる。

- 精神神経系疾患診断システム [14]

徳島大学大学院ヘルスバイオサイエンス研究部神経情報医学部門との共同研究で、精神神経系疾患のゲノムレベルのデータを用いた分析によって、うつ病、統合失調症、双極性感情障害等の精神神経系疾患において、良好な識別能力を有する診断システムの構築に成功している。従来では問診による経験的判断でしか診断がつかなかった精神神経系疾患において、エビデンスに基づく診断につながると見込まれている。

- 音声データを用いたうつ病診断 [15]

約 2000 名の被験者を対象として、オンライン調査にてうつ病のスクリーニングに使われている質問票に答えてもらうと共に音声を吹き込んでもらい、機械学習を用いてそのデータを分析した。うつ病の患者は、

脳卒中、心疾患、認知症等さまざまな疾患を発生しやすいことが知られている。うつ病の適切な診断と治療が、うつ病と共に発生しうるうつ病以外の疾患による社会的費用を軽減する可能性がある」と指摘している。

- 心不全検出・分類 [16]

サポートベクターマシン等の機械学習の手法を用いて、心不全の検出や、ディープラーニングを用いた拡張性心不全(HFpEF)や収縮性心不全(HFrEF)等の心不全の病形分類が研究されている。機械学習により、既存の診断および治療支援システムが改善され、コスト削減や結果の向上につながる可能性があることが示されている。

- 医療画像解析のディープラーニングのサーベイ [17], [18]

文献[17]では、脳 MRI にディープラーニングを用いてアルツハイマー病の進行具合を決定するものや、胸部 CT 画像から間質性肺疾患(ILD : Interstitial Lung Diseases)を検出するもの、脳 MRI から HIV 陽性か否か分類するもの等が紹介されている。

その他に、文献[18]は、医療画像解析に関連する主要なディープラーニングの 300 以上の論文をサーベイしている。

- 胎児性アルコール・スペクトラム障害の検出 [19]

胎児性アルコール・スペクトラム障害 (FASD: Fetal Alcohol Spectrum Disorders) に関して、2 次元画像を対象とした顔認識ソフトウェアによる自動的な検知と標準的な手動検査を比較した。その結果、自動化手法がより効率的であることが示され、患者の早期認知が結果の改善を伴う早期介入に繋がるであろうとしている。



- **Imprint [5]**

画面上に表示される画像を見た被験者の目線の動きを用いて、脳の働きを機械学習によって評価している。当初病院で 30 分程度かかっていた診断テストが、在宅で、5 分程度で行えるようになった。また、音声認識による診断とは異なり、言語の異なる各国へのローカライゼーションが不要であることも利点として挙げられている。

- **Enlitic [5]**

CT・MRI 画像等を登録し、ディープラーニングを用いて、悪性腫瘍を検出している。放射線医師よりも 50% 検出力が高く、また手動で 30 分程度かかっていた悪性腫瘍の検出をより早く行えるようになった。現在、オーストラリアで実運用されている。

- **DeepMind for eye [5]**

NHS が管理している大量の眼球スキャン画像を読み込み、失明に繋がる糖尿病性網膜症や加齢黄斑変性等の疾患の兆候を、ディープラーニングによって見出すことを目指して開発が行われている。眼性疾患の確定診断には、従来熟練した医師が複数回スキャンする必要があり時間がかかっていたが、単回のスキャンで迅速に診断することを目指している。

- **DeepMind for radiation therapy [5]**

NHS が管理している CT・MRI 画像を用いることで、癌組織と正常な組織を区別し、放射線照射を計画するシステムを開発している。従来、頭頸部癌の放射線治療における照射対象の計画には 4 時間程度の時間を要していたが、1 時間程度に短縮できることが見込まれている。頭頸部癌は腫瘍部位が複雑であるため、当該疾患の放射線治療

計画技術が確立されれば、他疾患の放射線治療においても応用することができるとしている。

## 2.4. 治療

- **アメリカの Premier [12]**

アメリカ最大の医療関係機関である Premier には、2700 以上の病院と保健システム、9 万の非急性期治療施設、40 万人の医師の人的ネットワークが含まれる。そのデータベース化により、詳細な比較臨床結果、医療資源の使用率、および取引の費用データを参加者に提供している。これらにより、29,000 人以上の人命が救われ、医療費が約 70 億米ドル削減された。

- **カナダのノースヨーク総合病院 [12]**

ノースヨーク総合病院は、リアルタイム分析を用いて患者アウトカムを改善した。

- **イタリアの Rizzoli Orthopaedic Institute [12]**

遺伝性骨疾患に関してデータ分析をすることで、年間入院患者数の 30% の削減と画像検査数の 60% 超の削減を含む、より効率的で費用対効果の高い治療が実現した。

- **Brigham and Women's Hospital [12]**

手術の成功に不可欠な多数の要因の研究に基づいて、関節置換手術を体系的に標準化した。その結果、より良い治療成績と医療コストの削減に繋がった。

- **ミシガン大学保健システム [12]**

ミシガン大学保健システムは、輸血の管理を標準化し、輸血の必要性を 31%、経費を月 20 万ドル削減した。

- CERによる治療の標準化・最適化 [13]

多くの研究で、医療従事者、地域、患者の医療行為、成果、費用に幅広い変化が存在することが示されている。例えば、Dartmouth Atlas プロジェクトの研究者の中には、プライマリケア医師の中には、同じ診療行為において同僚と比して2倍以上のCT スキャンを施行する医師がいる。比較効果研究(CER: Comparative Effectiveness Research)によって、患者の特性、治療のコストと結果を含む大規模なデータセットを批判的に分析することで、適用する最も臨床的かつ費用対効果の高い治療法を特定するのに役立つ。

- 米国退役軍人局 [12]

米国退役軍人局保健システムは、医療情報技術と遠隔患者監視プログラムの実証に成功した。臨床ガイドラインの遵守やエビデンスベースの薬物治療の割合の上昇において、民間部門より優れた結果を示した。

- 心不全患者のアドヒアランスの予測と再入院の予測[16]

サポートベクターマシン等の機械学習の手法を用いて、心不全患者のアドヒアランスの予測や再入院の予測が行われた。その結果、治療支援システムの改善によるコスト削減を含む、心不全患者の結果を向上させる可能性があることが示されている。

- Faros のプラットフォーム [5]

診療記録から患者の症状、前回の治療方針、治療アウトカムを読み取り、機械学習によって治療方針ごとの期待効果およびコストを評価している。現在、フロリダ州、テネシー州等でメンタルヘルス領域に特化した病院やカウンセリング施設を展開している Centerstone と提携し、アルゴリズムの

精度を向上しており、従来の治療法よりも治療効果を40%向上させ、コストを40%削減している。

- Watson for Oncology [5]

Memorial Sloan Kettering(がんセンター)の医師がスクリーニングした論文等の知識を当初8000時間、その後1年に2000時間学習させた。その結果、構造的・非構造的な患者の診療記録を基に、診断が困難であった癌を識別し、可能な治療オプションを提示しうるまでに至っている。

- Triton システム [5]

手術中に使用した血液の染み込んだガーゼの画像をiPadで撮影することで、機械学習によって画像認識し、出血量・ヘモグロビン量を推計している。iPadという汎用的なモバイル端末を用いて手術中の出血量を推計できる世界初のシステムである。

- 自動縫合ロボット STAR [5]

現在、開発されている手術支援ロボット Smart Tissue Autonomous Robot (STAR)は、AIを搭載し、人間が指定した箇所を自動で縫合する機能を有している。熟練外科医の技術と経験をAIに学習させており、複数のカメラで術野を立体的に捉え、アームの先端に取り付けられた触覚センサーで感触を確かめながらAIが最適な方法を選択して縫合を行う。縫合スピードは現時点で医師の手技に少し劣るものの、施術ミスはより少ない。柔らかい豚の腸を縫合してつなげる実験では、手術全体の60%をSTARが自動的に行い、STARが縫合した箇所は医師と同じくらいの強度で縫合されている。既存の方法よりもミスの少ない低侵襲の治療を早く・低コストで行うことが可能になると期待されている。

- AI 搭載自動採血ロボット Venous Pro [5]

Venous Pro は、赤外線センサーと超音波画像技術を使って、採血を行う静脈の位置を自動で認識し、ロボットにより制御された注射針で採血を行う。現在、開発中であるが、治験や病院での利用により看護師の負担軽減が見込まれる。また、採血を自動化することにより、治験などでの結果を安定化させるとともに、医療従事者の感染症のリスクを低減しうる。

- スマート治療室 [20]

スマート治療室とは、IoT を活用して様々な医療機器をつなぎ、手術の進行や患者の状況を整理してディスプレイに投影することで、医師やスタッフに情報が瞬時に共有されるというコンセプトの手術室である。室内には「戦略デスク」と呼ばれる情報統合表示用高精彩ディスプレイがあり、術中の診断や検査のデータが整理され、統合表示される。また、電気メスも IoT でつながっているため、腫瘍の画像には「どの部分をどれくらい切ったか」という情報がプロットされる。さらに、室外の部屋やほかの医療機関とともに情報を共有することが可能であり、経験豊富な医師によるモニタリングも可能である。このほかにも、スマート治療室では手術の情報を時系列で保存しており、将来的には、よりよい医療の提供につながるものと考えられる。具体的には、ビッグデータの分析によって、手術プロセスとアウトカムの関係性が明確になるなどの効果が期待される。現在、東京女子医科大学と広島大学で試験的に導入されているのみだが、今後、普及していくに従って、医療トラブルの防止や手術精度・安全の向上、ひいては患者の QOL 向上に貢献していくと考えられる。

## 2.5. ケア

- Suggestic [5]

2 型糖尿病のユーザーが入力した基礎代謝や腸内微生物の有無を含む健康データ、遺伝データに応じて、より適切なレシピや近隣のレストランの料理をチャット形式で推奨する。推奨の根拠は論文やガイドライン、日々の健康データ、推奨に対するユーザーの回答といった複数の入力データを踏まえ、パーソナライズされていく。

- 院内リソース最適化 [5]

Florida Hospital Celebration Health では、収集したデータを分析して病院内の効率化を進めている。具体的には、看護師の動きをトラッキングして、病院内の設備や消耗品の偏り、看護師の負担を分析し、配置や役割分担の改善につなげる等している。

- Dementia Remote Monitoring AI [5]

UCSF Memory and Aging Center の研究者グループは、IoT と機械学習を使った認知症患者の個別継続的な介護を行うためのエコシステムを構築しており、現在費用対効果を測るための臨床試験が行われている。具体的には、生活情報を取得するためのセンサーを患者の自宅各所に配置し、スマートデバイスからも患者の位置や活動情報を取得して、機械学習のアルゴリズムにより患者の生活パターンを学習し、活動の突発的異変・漸次的変化を察知している。患者の QOL を改善するとともに、介護にかかる費用の削減効果が期待されている。認知症患者治療においては、医師の診察の頻度が低い場合に症状が見過ごされ、その後悪化し入院となるケースが多いため、継続的なモニタリングにより入院期間の短縮が図れると考えられている。

- NHS Remote Monitoring Project [5]

認知症患者の自宅の冷蔵庫やカーテンにセンサーを付け、そのセンサーやウェアラブル端末を通じて、患者がいつもの時間に起きて活動しているか、食事をとっているかを機械学習を用いて確認するプロジェクトが実施されている。現在、効果検証中であるが、認知症患者が自立した生活を行う期間を延ばす取組として医療費削減効果が期待されている。また、認知症患者だけでなく、高齢者、視覚障害者に対しても同様のパイロット試験が行われており、介護にかかる費用の削減効果が期待されている

## 2.6. 請求支払・保険

- チリの医療請求の詐欺濫用検出システム [21]

チリの民間健康保険会社が採用しているデータマイニングに基づく、医療請求の詐欺濫用検出システムを導入した。医療請求は、受療から一定期間内に要求された補助金を承認、修正、または却下といった手続きが少数の医療専門家によって手作業で実施されていた。検出システムは、詐欺濫用の問題に関与する医療請求関連会社、医療従事者、および雇用主のそれぞれに、多層パーセプトロンニューラルネットワークを使用している。詐欺濫用検出システムの導入の結果、毎月約75件の詐欺濫用ケースの検出率を示し、システムなしで検出した場合より6.6ヵ月早く検出するようになった。

- テキサス州メディケイド詐欺・濫用検出システム [22]

テキサス州メディケイド詐欺・濫用検出システムは、データマイニング技術を使用して詐欺や濫用を発見し、1998年には100万ドルを節約した。

- 医療保障の加入者と非加入者の分類モデル [23]

ニューラルネットと決定木を使用して、医療保障の加入者と非加入者を分類するモデルを作成した。分類モデルにより、加入に重要な要因を特定化することで、医療保障格差を縮小させることに使用できる可能性がある。

## D. 考察

本研究分担では、行政の議論・取組・期待について、行政機関の報告書を取りまとめ、また、実用化されている事例・将来的に応用が期待される事例を検討した。

内閣府、厚生労働省、総務省、経済産業省等の政府関連機関での議論では、医療分野へのAIの応用により、様々な観点からのメリットが期待されている一方で、AIによる情報を理解し自らの意思で判断するリテラシーが必要といったこれを活用する人材の重要性も指摘されている。

内閣府の人工知能と人間社会に関する懇談会[2]で取り上げられている議論のほかにも、大石[24]は、ビッグデータの活用の際にはデータがすべて電子記録である必要があるため、解析を支える基盤技術として、データ構造化技術、高性能なハードウェア、機械学習アルゴリズム、検索エンジンを要する点を挙げている。また、医療ビッグデータは、情報の性質上個人情報管理には細心の注意を払う必要がある点を指摘している。

AIの医療への応用には課題はあるとはいえ、研究開発、予防、診断、治療、ケア、支払請求・保険の各領域でAIは医療の効率化・有効化を促進することが可能と考えられることが様々な事例で確認できた。限りある資源を用いて、いかに効率的に医療

を発展させていくかは大きな課題であり、AIによって効率化が図れるのであれば将来に向けて期待できる方法である。ただし、AIのシステムやその応用にはさらに投資が必要な部分もあり、追加的な投資に見合う成果が見込まれるかといった費用対効果の観点を検討することも重要であると思われる。

## E. 結論

本研究では、医療分野へのAIの応用について、特に医療や関連業務の効率化といった医療経済的な観点から、行政の議論・取組・期待について、行政機関の報告書を取りまとめ、実用化されている事例・将来的に応用が期待される事例を検討した。

AIの医療への応用には課題はあるとはいえ、研究開発(R&D)、予防、診断、治療、ケア、支払請求・保険の各領域でAIは医療の効率化・有効化を促進することが可能と考えられることが確認できた。またこれまでの議論でも、AIにより得られる情報をいかに活用するかといったという観点から、これに関連する人材の重要性も指摘されていた。今後、AIの専門家だけでなく、医療分野でこの応用を正しく推進できる人材の育成が必要である。

## F. 研究発表

なし

## 参考文献

- [1] 首相官邸. 未来投資戦略—Society 5.0の実現に向けた改革—. 2017.  
[https://www.kantei.go.jp/jp/singi/keizaisai/sei/pdf/miraitousi2017\\_t.pdf](https://www.kantei.go.jp/jp/singi/keizaisai/sei/pdf/miraitousi2017_t.pdf)
- [2] 内閣府. 人工知能と人間社会に関する懇談会 報告書. 2017.  
<http://www8.cao.go.jp/cstp/tyousakai/ai/>

- [3] 厚生労働省. 保健医療分野における AI 活用推進懇談会 報告書. 2017  
<http://www.mhlw.go.jp/stf/shingi/other-kousei.html?tid=408914>
- [4] 総務省. AI ネットワーク社会推進会議 報告書. 2017  
[http://www.soumu.go.jp/menu\\_news/s-news/01iicp01\\_02000067.html](http://www.soumu.go.jp/menu_news/s-news/01iicp01_02000067.html)
- [5] 経済産業省. 平成28年度我が国におけるデータ駆動型社会に係る基盤整備 (医療介護領域における第4次産業革命の動向等に関する調査) 最終報告書・事例集. 2017.  
[http://www.meti.go.jp/meti\\_lib/report/H28FY/000527.pdf](http://www.meti.go.jp/meti_lib/report/H28FY/000527.pdf)  
[http://www.meti.go.jp/meti\\_lib/report/H28FY/000528.pdf](http://www.meti.go.jp/meti_lib/report/H28FY/000528.pdf)
- [6] 大江和彦. これからの医療における AI の活用と課題. 医薬品情報学. 2017; 19巻; N1-N3
- [7] 公益財団法人ヒューマンサイエンス振興財団創薬資源班. 医療分野におけるビッグデータ並びに ICT・AI の利活用の最新動向—創薬並びに個別化医療・先制医療への貢献の道を探る—. 2017.  
[http://www.jhsf.or.jp/paper/report/report\\_201604.pdf](http://www.jhsf.or.jp/paper/report/report_201604.pdf)
- [8] Divya Tomar. A survey on Data Mining approaches for Healthcare. International Journal of Bio-Science and Bio-Technology 2013; Vol.5, No.5; 241-266.
- [9] McKinsey & Company. Big data: The next frontier for innovation, competition and productivity. 2011.  
<https://www.mckinsey.com/business-functions/digital-mckinsey/our-insights/big-data-the-next-frontier-for-innovation>
- [10] 中津井雅彦, 鎌田真由美, 荒木望嗣, 奥野恭史. スパコン「京」によるインシリコ創薬. 日薬理誌. 2017; 149; 281-287.
- [11] 康永秀生. DPC データによる臨床疫学研究の成果と今後の課題. 医療と社会. 2016; 26,1; 7-14.
- [12] IBM. Data-driven healthcare organizations use big data analytics for big gains. 2013.  
[https://www-03.ibm.com/industries/ca/en/healthcare/documents/Data\\_driven\\_healthcare\\_organizations\\_use\\_big\\_data\\_analytics\\_for\\_big\\_gains.pdf](https://www-03.ibm.com/industries/ca/en/healthcare/documents/Data_driven_healthcare_organizations_use_big_data_analytics_for_big_gains.pdf)

- [13]Institute for Health Technology Transformation. Transforming Health Care Through Big Data Strategies for leveraging big data in the health care. 2013.
- [14]石井一夫. 医療におけるビッグデータ利活用ー精神神経系疾患の診断系の開発を中心としてー. 情報処理. 2014; 55, 9; 964-969.
- [15]宗未来, 竹林由武, 関沢洋一, 下地貴明. "声"だけで、うつ病はどこまで診断可能か? ~音声感情認識技術にアンサンブル型機械学習モデルを応用したうつ病スクリーニング機能に関する精度の検証. RIETI. 2016.
- [16]Saqib Ejaz Awan, Ferdous Sohel, Frank Mario Sanfilippo, Mohammed Bennamoun, and Girish Dwivedi. Machine learning in heart failure: Ready for prime time. Current Opinion in Cardiology. 2017; 33, 2; 190-195.
- [17]Kyu-Hwan Jung, Hyunho Park, Woochan Hwang. Deep Learning for Medical Image Analysis: Applications to Computed Tomography and Magnetic Resonance Imaging. Hanyang Medical Reviews. 2017; 37; 61-70.
- [18]A Survey on Deep Learning in Medical Image Analysis. Geert Litjens, Thijs Kooi, Babak Ehteshami Bejnordi, Arnaud Arindra Adiyoso Setio, Francesco Ciompi, Mohsen Ghafourian, Jeroen A.W.M. van der Laak, Bram van Ginneken, Clara I. Sánchez. Medical Image Analysis. 2017; 42; 60-88.
- [19]Matthew Valentine, Dustin C.J. Bihm, Lior Wolf, H. Eugene Hoyme, Philip A. May, David Buckley, Wendy Kalberg, Omar A. Abdul-Rahman. Computer-Aided Recognition of Facial Attributes for Fetal Alcohol Spectrum Disorders. Pediatrics. 2016; 140, 6.
- [20]横内瑛, 高橋麻理恵, 池田真紀. 医療・介護現場のデジタル化 IoTやAIを活用した医療・介護現場の将来像. 知的資産創造. 2017; 10月号; 12-33.
- [21]Pedro A. Ortega, Cristian J. Figueroa, Gonzalo A. Ruz. A Medical Claim Fraud/Abuse Detection System based on Data Mining: A Case Study in Chile. International Conference on Data Mining. 2006.
- [22]Divya Tomar. A survey on Data Mining approaches for Healthcare. International Journal of Bio-Science and Bio-Technology. 2013; 5, 5; 241-266.
- [23]Dursun Delen, Christie Fuller, Charles McCann, Deepa Ray. Analysis of healthcare coverage: A data mining approach. Expert Systems with Applications. 2009; 36, 2, 1; 995-1003.
- [24]大石健一. 中枢神経画像のビッグデータ解析. 薬剤学. 2017; 77,2; 76-80.