

人に信頼され社会を発展させる人工知能

Reliable AI that Develops the Society

● 毛利 隆夫 ● 湯上 伸弘 ● 岡本 青史

あらまし

AI(人工知能)は、企業や社会のあらゆる場면을デジタル化し、変革するためのキーテクノロジーである。企業や社会は人が支えている部分が多いことから、その変革を推進し、大きな価値を提供するためには、人とAIの長所を活かした最適な組み合わせを実現する必要がある。富士通研究所では、Human Centricの考え方に基づいてAI技術の研究開発を行っている。その中で、専門家と同等以上の性能を発揮するAI技術だけではなく、人とAIが深く連携するために必要となる、AIの出力結果を説明する技術の開発も行っている。

本稿では、FUJITSU Human Centric AI Zinraiの全体像を紹介した上で、Deep Tensorなどの学習技術とナレッジグラフなどの知識処理技術、およびそれらの技術を組み合わせた「説明可能なAI」などの先端技術を、医療やセキュリティ分野などへの実践例とともに紹介する。

Abstract

AI technology is playing a key role in the digitization and transformation of many aspects of business and society. Since people support large segments of business and society, this transformation needs to be driven by an optimal combination of the best features of people and AI and the provision of high value. Fujitsu Laboratories is researching and developing AI technology on the basis of a human-centric way of thinking. The objective here is not just technology that can demonstrate a level of performance equal to or greater than experts but also that to explain AI output results, which is essential for establishing a close collaboration between people and AI. This paper describes an overall view of FUJITSU Human Centric AI Zinrai. It then introduces advanced technologies that focus on learning such as Deep Tensor, knowledge processing such as knowledge graphs, and “Explainable AI” that combines those technologies using practical examples in fields such as medical care and security.

まえがき

AI（人工知能）は、企業や社会のあらゆる場面を変革するためのキーテクノロジーである。近年は、大量のデータや十分な計算リソースが利用可能になったことや、Deep Learningに代表される学習技術が進化したことにより、専門家と同等か、場合によってはそれを上回る結果を出すような事例が数多く出始めている。しかし、データの预处理などに代表される、問題をAIが解ける形に整えることや、出力された結果の解釈については、人に頼るところが大きいのが現状である。

一方で、社会や企業を支えているのは、昔も今も人である。今後も、一部の処理がAIで置き換えられるとしても、やはり人が主体であることに変わりはない。しかし、社会や企業を取り巻く環境は急激に変化しており、人だけで社会や企業に変革をもたらすには限界がある。そのため、人が持つ知識や創造性・ノウハウなどと、AI技術を組み合わせることが求められている。

本稿では、富士通研究所の考えるHuman CentricなAIについて述べた上で、Deep Learning,

Deep Tensorといった先端学習技術やナレッジグラフなどの知識処理技術を、お客様と共創した実践例とともに紹介する。最後に、人とAIの最適な組み合わせに欠かせない、AIの出力結果を説明する技術である「説明可能なAI」について紹介する。

FUJITSU Human Centric AI Zinrai

富士通研究所では、1980年代から長年にわたってAI技術の研究開発を続けている。それらのAI技術を整理して体系化し、2015年にFUJITSU Human Centric AI Zinraiとして発表した⁽¹⁾富士通研究所は「Human Centric AI」というビジョンを掲げており、あくまで人が中心であり、人の能力を拡張するものとしてAIが存在すると考えている。そして人を中心として、人とAIを組み合わせたシステム全体の最適化を目指している。

Zinraiの全体像を図-1に示す。このZinraiの全体像は、人・企業・社会などの実世界とAI技術を組み合わせ活用する際の典型的な処理の流れを表している。まず、実世界からセンシングしたデータを知覚・認識する。この部分では、画像処理や音声処理、感情の推測などの技術が用いられる。

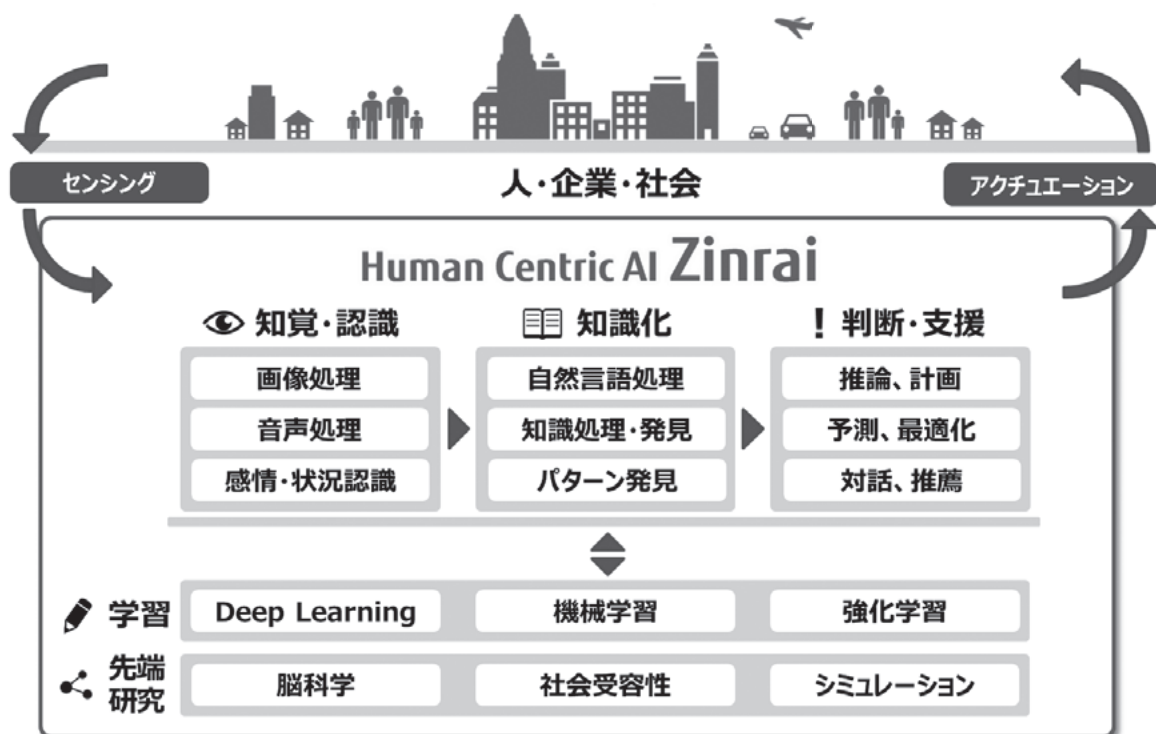


図-1 Human Centric AI Zinraiの全体像

次に、知覚・認識によって得られたデータを加工して知識化する。この部分では、自然言語処理や知識処理・発見、パターン発見などの知識処理技術が使用される。最後に、得られた知識を用いて判断・支援を行い、その結果を実世界に働きかける。この判断・支援の部分では、スケジューリングや最適化などの技術、対話インターフェースなどが使用される。

これら全体を支える技術として、Deep Learningに代表される学習技術が用いられている。そして、AIが処理した結果を実世界に適用し、人・企業・社会に働きかけることで変革していくループを形成する。

数値・画像データを対象にした学習技術

● Deep Learningの概要

学習技術の中で、近年のAIブームの原動力になっているのがDeep Learningである。従来の機械学習では、あらかじめ人がデータから特徴量を抽出しておき、それを学習に用いていた。そのため、うまく学習できるかどうかは、学習に好適な特徴量を人が定義できるかどうかにかかっていた。

一方Deep Learningは、多層のニューラルネットワークを用いた学習技術であると同時に、特徴量をデータから自動的に抽出できるものである。Deep Learningによって抽出した特徴量による判別精度は、専門家が定義した特徴量を上回る場合もある。その結果、従来の機械学習のボトルネックを解消したブレークスルーとして、大きなインパクトを与えた。このDeep Learningは、特に画像認識や音声認識などで威力を発揮している。

しかし、Deep Learningが得意としているのは画像のような固定長・固定構造のデータの学習であり、それ以外のデータは不得意であった。そこで、富士通研究所ではDeep Learningを拡張し、従来不得意であった時系列データやグラフデータを高い精度で学習可能にする技術を開発している。

● 時系列データを対象にしたDeep Learning

時系列データは、加速度センサーから得られる値のように、通常は一定の時間間隔でデータ量が増えていく。このようなデータは、観測したい現象がいつ始まっていつ終わるか、どれだけ継続するかが事前に判断しづらい。このため、固定長

の画像データのようにどこからどこまでを一区切りとして扱ってよいかの判定が難しく、Deep Learningに入力して学習させることが難しかった。例えば、IoT機器などに搭載されているセンサーから取得されるデータの中でも変動が大きく複雑な時系列データは、Deep Learningを含む機械学習技術では高精度に分類することは難しかった。

そこで、富士通研究所ではカオス理論および位相幾何学を活用して、時系列データを高精度に自動で分類できるDeep Learning技術を開発した。⁽²⁾ 時系列データの変化をカオス理論を用いてグラフ上にプロットすると、測定対象の運動する仕組みなどに応じて特徴的な軌跡を描くことが知られている。この軌跡を図形として扱い、図形に含まれる穴の数や大まかな形状を表す特徴を、位相幾何学的に分析して独自のベクトル表現に変換する。その後、Deep Learningを適用することで、高い分類精度を実現した。この方法によって、例えばジャイロセンサーを用いた行動推定や、脳波を用いた状態推定においては、既存手法に比べて20～25%推定精度が向上した。

● 島津製作所様との共同研究

富士通研究所は、株式会社島津製作所様と共同研究を行い、島津製作所様製の液体クロマトグラフ質量分析計で得られた測定結果の解析過程にDeep Learningを適用した(図-2)。⁽³⁾

様々な分野の研究・品質管理に用いられる液体クロマトグラフ質量分析計は、感度および分析速度の向上によって膨大な量のデータが得られるようになっている。そのため、熟練作業者が測定結果のクロマトグラムから波形の幅やピークの高さなどの特徴を読み取るピークピッキングという工程が、作業のボトルネックになっていた。

本共同研究では、島津製作所様が教師データの不足分を補うデータ生成技術を開発した。また、富士通研究所が液体クロマトグラフからの出力結果の特徴を画像に変換する技術と、熟練作業者の解析ノウハウを学習する特徴抽出技術を開発した。その結果、開発した自動ピークピッキングは、熟練作業者と遜色ないレベルの精度が得られる可能性を示した。

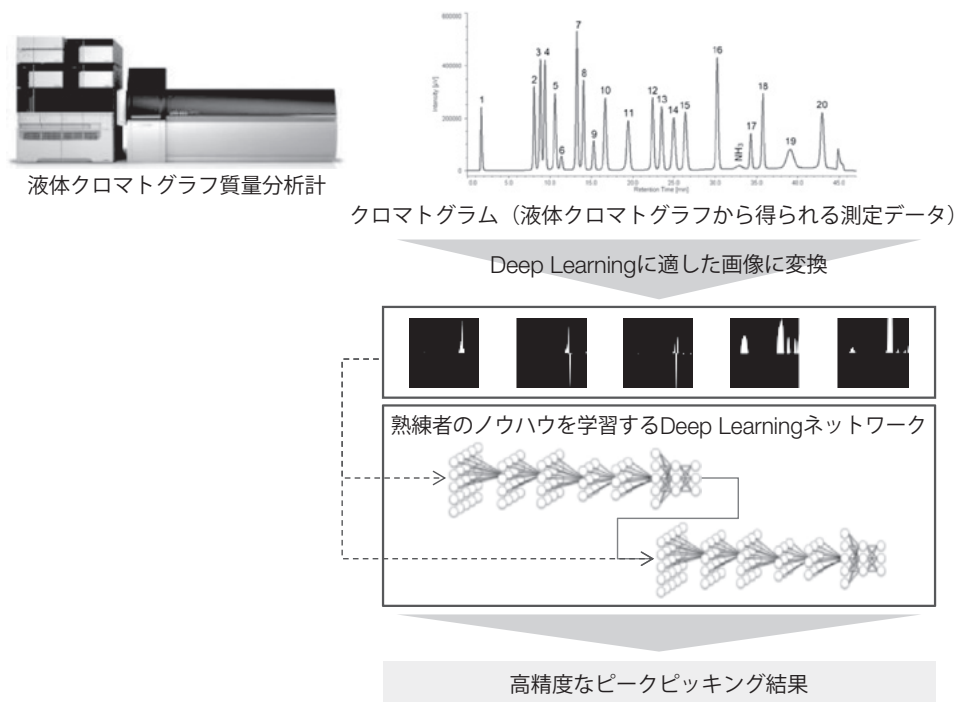


図-2 液体クロマトグラフ質量分析結果へのDeep Learningの適用例

グラフデータを対象にした学習技術

● グラフデータを対象にしたDeep Learning

グラフデータとは、多数のノードがリンクを介してネットワーク状につながったデータ構造であり、世の中にある多くのデータを表現できる。ただし、画像のような固定長・固定構造のデータではないため、そのままではDeep Learningでは扱いづかった。

この問題を解決するために、富士通研究所はDeep Tensorという技術を開発した^{(4),(5)}。グラフデータをテンソルと呼ばれる統一的な表現に変換し、それに合わせてDeep Learningの学習方法である誤差逆伝搬法を拡張した方法を適用した。これによって、Deep Learningによるグラフデータの高精度な分類を可能にしている。

● マルウェアによる攻撃検知の高精度化への応用

近年、サイバー攻撃の手法が巧妙化している。特に、標的型攻撃では専用のマルウェアを使用して侵入してくるため、侵入された後の対策を講じることが重要となってきた。しかし、侵入したマルウェアは、時間とともにその攻撃の手段や頻度、範囲などを変化させる。更に、日常業務のネッ

トワーク通信に紛れて活動するため、これを検知するためにはマルウェアの様々な挙動を複合的に捉える必要がある。

富士通研究所ではDeep Tensorを活用し、企業などの組織内ネットワークに侵入したマルウェアによる攻撃検知の高精度化に成功している⁽⁶⁾。

今回、時系列ログデータに含まれる様々な特徴を抽出し、それらの特徴間の関係をDeep Tensorによって学習する技術を開発した。これによって、組織内に侵入したマルウェアの行動の種類や数、間隔、順番などの関係性を学習し、マルウェアの特徴を捉えることに成功した(図-3)。日常業務のネットワーク通信とマルウェアによる攻撃を判別する試験を行ったところ、時間的に変化する複数の痕跡を学習し、93%の高い精度で攻撃が検知できることを確認した。

知識処理技術

● ナレッジグラフ

ナレッジグラフとは、インターネットや企業内などの様々な情報源から収集した情報を、意味を表す関係性でつなぎ合わせたものである。富士通研究所では、1998年にSemantic Web⁽⁷⁾の研究を

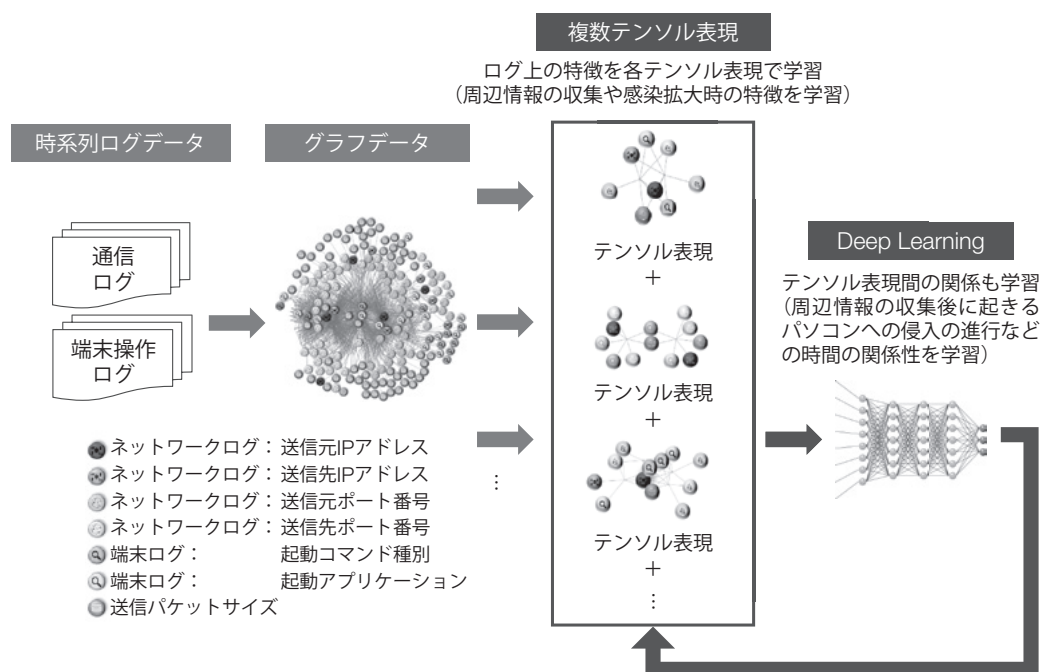


図-3 Deep Tensorのマルウェア侵入検知への適用

開始して以来、約20年にわたりナレッジグラフの表現・解析・高速処理などの技術を研究開発し、蓄積している。

ナレッジグラフでは、分散している個々の知識を、互いに関連付ける技術が重要となる。富士通研究所では、データの表記やデータ構造の類似性を基に同一性を推測し、別々に作成され分散して存在しているデータ同士を自動的に関連付ける技術を開発している⁽⁸⁾。

また富士通研究所は、オープンデータが相互に関連付けられたLOD (Linked Open Data) を検索・活用する技術や基盤も開発している。インターネット上に分散して存在する、数百億項目にも及ぶオープンデータを収集・蓄積して検索可能にするLOD活用基盤「LOD4ALL」を、2014年から世界に先駆けて無償公開している⁽⁹⁾。LODでは一部のデータにリンクが集中する傾向があるが、その特性に着目した分散処理とキャッシュ機構を実装することで、従来比5～10倍となる高速検索を実現している。

● サン・カルロス医療病院様での実証実験

ナレッジグラフの応用例として、医師による迅速な意思決定プロセスを支援する新しいヘルスケアシステムを試作し、スペインのサン・カルロス

医療病院様で実証実験を行った⁽¹⁰⁾。本システムは、サン・カルロス医療病院様の精神疾患分野における専門医と富士通研究所が連携して開発したものである。スペインの医療現場で求められる要件を満たすために、富士通研究所のナレッジグラフ技術と匿名化技術を組み合わせ、ヘルスケア分野に応用している。

この実証実験では、匿名化された3万6,000名以上の患者の情報や、医療論文のデータベースなどの個々のデータを関連付けたナレッジグラフを用いたシステムを構築した。フィールドトライアルを実施した結果、自殺・アルコール依存・薬物依存のリスクを85%以上の精度で算出できた。また、このようなデータは、従来は紙でしか利用できず、また異なるフォーマットで記載された様々な資料を調べる必要があった。しかし実証実験の結果、医師が患者の記録を選別する時間を半分に以下に短縮できることが分かった。これによって、医師が患者に対して問診する時間を増やせる可能性が高まり、医療の質を改善する効果があると考えられている。

説明可能なAI

● 説明可能なAIの実現技術

これまで紹介したように、Deep LearningやナレッジグラフなどのAI技術が進展し、様々な分野に応用が進む際に懸念されるのが、AIのブラックボックス化である。AIが何らかの回答を出した際に、その理由や根拠が提示されれば、人はAIを理解し信頼するようになるであろう。また、AIが下した判断の理由を説明することで、顧客への説明責任が果たせるだけでなく、新しい発見もできるようになり、AI自体の改善も期待できる。このような「説明可能なAI」は、人とAIを最適に組み合わせるために必須の技術と言える。

そこで、富士通研究所では説明可能なAIの実現方法の一つとして、Deep Tensorの推定結果をナレッジグラフを用いて説明する技術を開発した。^{(11) - (13)}

図-4に示すように、この技術は推論結果の理由を説明する推定因子特定技術と、推論結果の根拠を説明する根拠構成技術の二つで構成される。

推定因子特定技術では、個々の入力データに対するDeep Tensorの出力結果から逆に探索して、推定結果に大きく影響した複数の因子を特定する。特定された因子をナレッジグラフと照合することで、それぞれの因子に関連する情報を特定できる。根拠構成技術では、複数の推定因子を手掛かりと

してグラフ構造を探索することによって、特定された推定因子に関連性の高い情報だけを抽出して根拠として構成する。

● ゲノム医療への適用

AMED（日本医療研究開発機構）様や京都大学様と連携し、説明可能なAIをゲノム医療に適用した例を紹介する。この連携は、説明可能なAIの導入によって、ゲノム医療における専門家の調査作業を効率化することを目的としている。

Deep Tensorの学習データには、生物情報学分野における公開データベースや、医療文献データベースからナレッジグラフを構築して利用した。そして、Deep Tensorの出力結果のうち、関係性が部分的にしか知られていないような事象に関して、裏付けとなる根拠を探し出し、関連付け可能かどうかを検証した。

図-5は、公開データベースから構築した遺伝子変異と病因性の関係についてDeep Tensorに学習させて、推定に影響した因子や根拠を学术论文や関連情報から抽出した結果である。推定対象の遺伝子変異（五角形）について、推定結果に大きく影響した複数の因子（丸）と、ナレッジグラフから取り出した医療文献などからなる学術的な裏付けとなる根拠（四角形）、および疾患の候補（三角形）を同時に判別できている。このように、入力（遺伝子変異）に対して、AIが回答した出力（疾患）

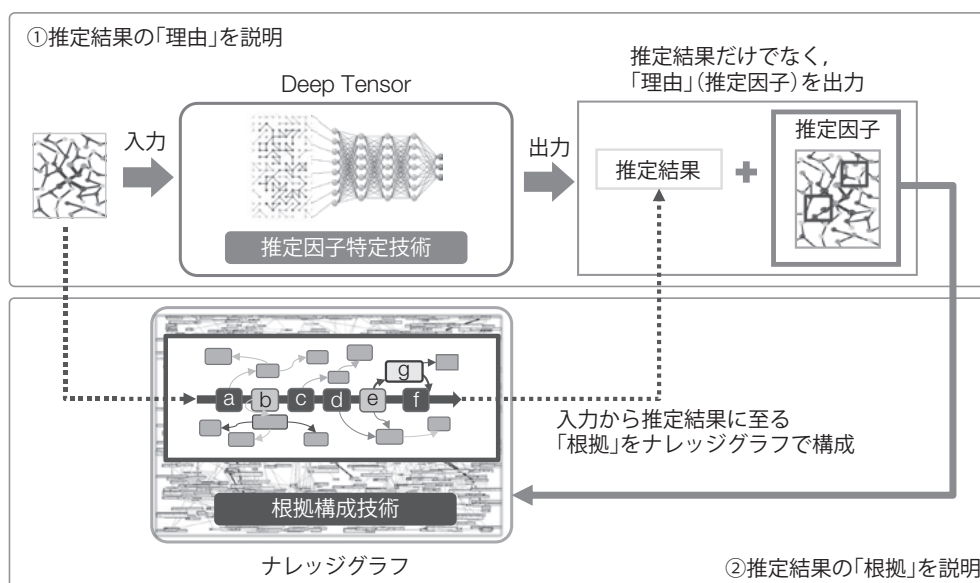


図-4 説明可能なAIを実現する技術

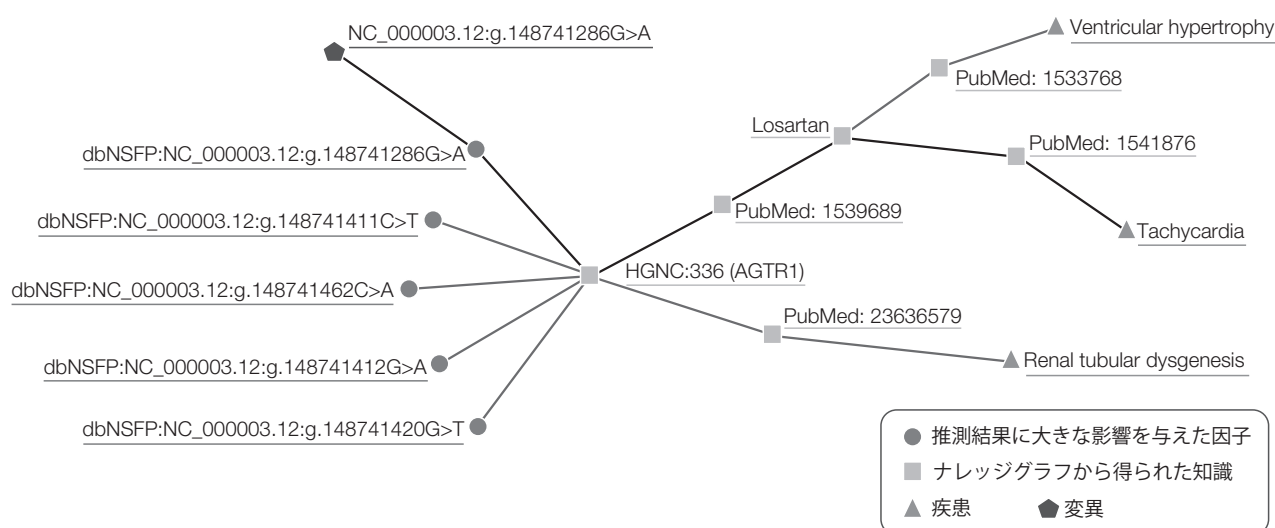


図-5 説明可能なAIにおける根拠パスの具体例

につながるような説明の根拠パスを見つけることができおり、遺伝子変異に関わる疾患を特定・検証する労力を大きく削減できるようになった。

む す び

本稿では、富士通が社会・企業の変革に貢献する最新のAI技術とその適用例について述べた。なお、ゲノム医療分野での効果検証に用いたデータの一部は、国立研究開発法人日本医療研究開発機構（AMED）の臨床ゲノム情報統合データベース整備事業における課題番号JP18kk0205013に関し、国立大学法人京都大学との共同研究によって得られた成果によるものである。

説明可能なAIについては、人とAIが連携しながら社会・企業を変革していくためには必須の技術である。今後もHuman Centricの考え方にに基づき、人を中心として社会や企業の変革にAI技術が貢献できるように、お客様と協力しながら技術開発を進めていきたい。

参考文献

- (1) 富士通：当社が培ったAI技術を「Human Centric AI Zinrai」として体系化。
<http://pr.fujitsu.com/jp/news/2015/11/2.html>
- (2) 富士通研究所：時系列データを高精度に分析する新たなDeep Learning技術を開発。
<http://pr.fujitsu.com/jp/news/2016/02/16.html>

- (3) 島津製作所ほか：島津製作所と富士通、富士通研究所が共同研究の成果を発表。

<http://pr.fujitsu.com/jp/news/2017/11/13.html>

- (4) 富士通研究所：人やモノのつながりを表すグラフ構造のデータから新たな知見を導く新技術「Deep Tensor」を開発。

<http://pr.fujitsu.com/jp/news/2016/10/20.html>

- (5) 丸橋弘治：人やモノのつながりを表すグラフデータから新たな知見を導く新技術Deep Tensor. FUJITSU, Vol.68, No.5, p.29-35 (2017).

<http://www.fujitsu.com/jp/documents/about/resources/publications/magazine/backnumber/vol68-5/paper05.pdf>

- (6) 富士通研究所：マルウェア侵入の検知を高精度化するAI技術を開発。

<http://pr.fujitsu.com/jp/news/2017/09/19-3.html>

- (7) W3C：Semantic Web.

<https://www.w3.org/standards/semanticweb/>

- (8) 富士通研究所ほか：世界中で公開されているオープンデータへのリンクを自動的に付与する技術を開発。2014年1月。

<http://pr.fujitsu.com/jp/news/2014/01/16.html>

- (9) 富士通研究所ほか：オープンデータの活用革新！リンクが張られた公開データ（LOD: Linked Open Data）向け大規模データ格納・検索技術を開発。

<http://pr.fujitsu.com/jp/news/2013/04/3-1.html>

- (10) 富士通：富士通の人工知能技術により、医師の迅速

な意思決定を支援.

<http://pr.fujitsu.com/jp/news/2016/11/10-3.html>

(11) 富士通: AIの推定理由や根拠を説明する技術を開発.

<http://pr.fujitsu.com/jp/news/2017/09/20-1.html>

(12) K. Maruhashi et al.: "Learning Multi-way Relations via Tensor Decomposition with Neural Networks", to appear in Proc. of Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI 2018), 2018.

(13) Fujitsu: "Dr who? Peering into the Black Box of Artificial Intelligence", Nature, No.7685, (21/28 December 2017).

<https://www.nature.com/collections/hshfngjxvb>

著者紹介



毛利 隆夫 (もうり たかお)

(株) 富士通研究所
人工知能研究所
AI活用ソリューションの研究開発に従事。



湯上 伸弘 (ゆがみ のぶひろ)

(株) 富士通研究所
人工知能研究所
兼 富士通(株) テクニカルコンピューティング・ソリューション事業本部
学習技術や知識処理技術の研究開発を統括。



岡本 青史 (おかもと せいし)

(株) 富士通研究所
人工知能研究所
兼 富士通(株) テクニカルコンピューティング・ソリューション事業本部
富士通研究所における人工知能研究を統括。