

4 次世代 AI

エッジAIとセンターAIの連携を支える次世代AIコンピューティング技術

CD研の次世代AI研究プロジェクト（以下、C次P）では、IOWN構想におけるWell-beingを支える社会基盤の実現を目指し、人とAIが共存して課題解決ができる次世代AIコンピューティング技術に関する取り組みを進めている。本稿では、同技術における新たなAIアルゴリズム創出に向けた取り組みと、転移学習およびスパースモデリングの研究成果を紹介する。

AI同士や人-AIが連携した次世代AIコンピューティング

デジタルトランスフォーメーション（DX）など、AI技術の利活用は不可欠なものとなっている。しかし、より大規模化・複雑化する社会課題の解決に寄与していくためには、多様なデータを活用してさまざまなデータ分析・判断を下すAI同士が連携したり、また人とAIがそれぞれの特性に応じて多様な処理・判断を連携して担当したりするなど、AI技術に求められる要件も高度化していくと考えられる。

既存のAI技術は、こうした世界の実現に適しているとは言えない。



NTTコンピュータ&データサイエンス研究所
次世代AI研究プロジェクト 先端アルゴリズム研究グループ
(左から) グループリーダー 竹内 亨氏
特別研究員 熊谷 充敏氏 特別研究員 井田 安俊氏

例えば学習モデルが特定のタスクや知識と強く結びついており、想定外の状況への対応ができないことや、AI同士や人とAIの連携に専門家が個別対応しなければならないなどといった課題がある。また、大量の学

習データと計算資源が必要であることも重要な課題である。

C次Pでは、人やモノがネットワーク（以下、NW）でつながり、街・家・都市に存在するエッジAI、センターAI、およびパーソナルAIなど多様なAIが連携した次世代AIコンピューティング技術の実現を通じて、Well-beingを支える社会基盤の提供を目指している。このようなAIには深層学習アルゴリズム自体の革新も要求されるため、人とAI同士が知識交換・協調して問題を提起・解決できる知能を実現する「汎用AI基盤技術」（以下、汎用AI）の研究開発に取り組んでいる。

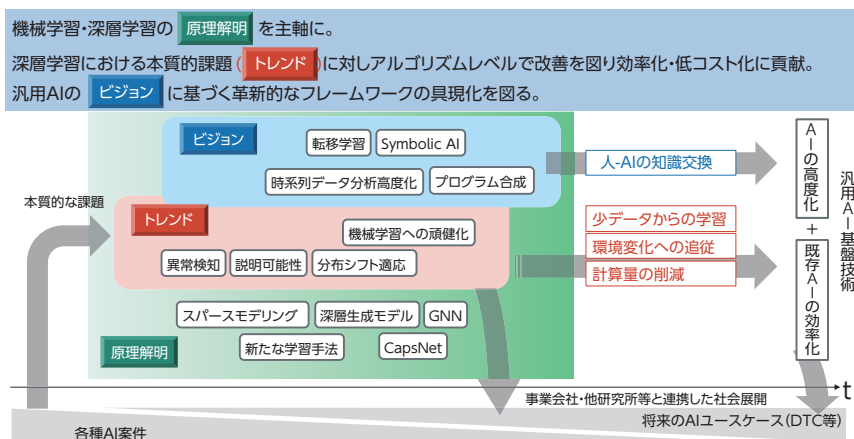


図1 汎用AI基盤技術の取り組みの方針

多様な問題に対応可能で軽量な「汎用 AI」の実現を目指す

汎用 AI は、専門家が個別対応すること無く、さまざまな AI が自律的に複雑かつ多様なタスクや環境に適用できるようにするとともに、異なる AI 同士や人と AI がそれぞれ知識交換できる基盤技術を実現することが求められる。

「取り組みの方針(図 1)としては、まず機械学習・深層学習の原理理解を主軸に、本質的課題に対するアルゴリズムレベルでの改善を図ります。これにより AI を活用した既存サービスの効率化・低コスト化に貢献するとともに、汎用 AI のビジョンに基づく革新的なフレームワークの具現化を図ります。現在は、多様なタスク・データ・環境に対応するための汎用性を実現する研究に取り組んでおり、2030 年には汎用 AI を実用化したい考えです。」(竹内氏)

同技術における代表的研究成果として、多様なタスクで AI 同士を活用・連携させることを目指した転移学習技術、および多様なデータとして超高次元データからの知識抽出を目指したスパースモデリング技術を紹介する。

「転移学習技術」で多様なデータからの知識転移を可能に

現在の AI で高い性能を達成するには、十分な質の学習データが大量に必要なところ、実問題ではさまざまな理由により、このようなデータを用意することは難しい場合が多い。例えば、ラベル付けには高いコストがかかるため、正しいラベルが付いたデータを大量に集める

多種多様な異なるデータを活用することで、十分なデータが得られない問題にも、人間のように柔軟に適応可能な AI の創出を目指す

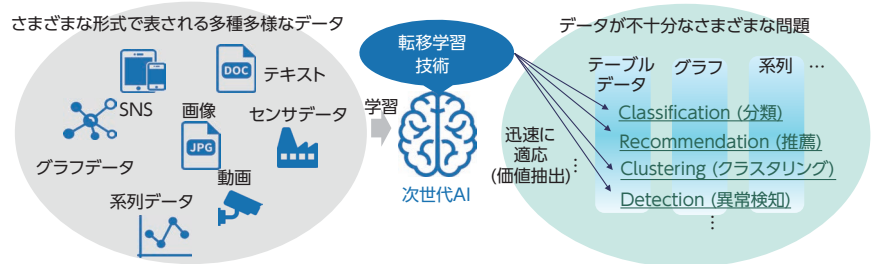


図 2 転移学習技術

ことは一般に難しい。また、プライバシー保護の観点から、質の高い詳細データが取得できないケースもある。センシングデータのように、データの収集過程でノイズが混入してしまうケースもある。このような場合、現在の AI では高性能を達成することが難しくなる。

この課題の解決策となり得るのが、「転移学習」である。この研究分野で優れた研究成果を数多く発表している熊谷特別研究員は、次のように述べている。

「人間は新しい環境であっても、過去の経験や知識を生かして少ない試行で柔軟かつ迅速に適応できます。この機能を AI にも持たせることで、十分な質/量の学習データがない問題からでも価値創出を可能にするのが転移学習技術です(図 2)。その概要は、関連するデータの情報を利活用することで、解きたい問題の学習データの少なさを補うというものです。例えば画像の分類を行いたいものの実画像があまりない場合、大量に作成することが可能な人工的な画像をうまく利用することが考えられます。さまざまな問題に対して、この『関連するデータ』を用意しなければならぬことが転移学習の課題

の 1 つでしたが、近年はインターネットや IoT の発展などによって多種多様なデータが大量に生成されており、転移学習を活用できる条件が揃ってきたと感じています。」

転移学習の適用先を拡充 長期的には汎用 AI につなげる

転移学習技術を利用して AI の性能向上に取り組む研究は盛んに行われている。しかし適用先はまだ限定的であるという。そこで熊谷氏は、実用上重要な 3 つの問題に着目し、それらの問題に特化した転移学習の研究に取り組んでいる。具体的には、データの中から異常データを見つける「異常検知」、何を理由に予測を行ったかまで提示する XAI (クロス AI)、およびノイズのあるデータから精度良く学習する「ノイズ環境下学習」である。

同氏は 2021 年度以降、NTT の他研究所と連携しながら、これらの問題に適用可能な転移学習技術の研究を進めている。その成果は、AI・機械学習分野の難関国際会議として知られる NeurIPS に複数採録されるなど国際的にも高く評価されている。引き続き転移学習に関する研究に注力するとして、熊谷氏は次のよ

うに述べている。

「今後は実問題での活用にも取り組んでいく考えです。長期的には、どのデータに関連データとして利用すべきかについても AI で判断可能にできれば、とも考えています。そして将来的には知識を転移する方法論を確立し、1つの AI モデルで多様な問題に対応する汎用 AI の実現につなげていきたいと考えています。」

高次元データを処理する スパースモデリング

センシング技術の発達により、測定・収集できるデータの高次元化が進んでいる。高次元データは項目の多いデータであり、行を1レコードで示す表形式の場合、行数（データ数）よりも列数（次元数）の方が多という特徴がある。

こうした高次元データは、宇宙の様子を探るための電波望遠鏡のデータ、核融合炉の制御データ、全球監視システムの天候データなどを含み、ほかにも遺伝子工学、材料工学など、幅広い分野で観測される。IOWN 構想における要素技術の1つデジタル・ツイン・コンピューティング (DTC) においても、センサーで人やモノから取得される高次元データの利活用が鍵となる。

こうした高次元データの分析処理

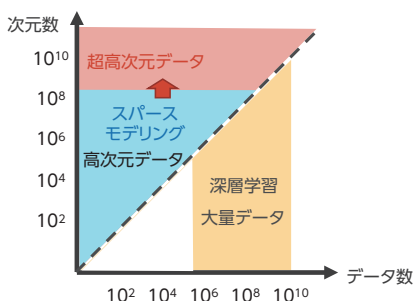


図3 高速化で超高次元データに対応

を得意とする技術がスパースモデリングである。

「現代 AI の基盤技術である深層学習は、データ数の多い場合に高い精度を達成できます。しかしデータ数が次元数と比べて相対的に少ない高次元データは、深層学習で扱うことが難しいとされています。一方でこうした高次元データ分析を得意とするのが『スパースモデリング』です。『分析に有効な次元はごく一部だけである』という『スパース性』と呼ばれる性質を仮定することで高次元データの分析を可能にします。」(井田氏)

しかしスパースモデリングをもってしても、データの高次元化が進んでいくとそれに伴い計算時間も増加していくという課題に直面する。例えば全球監視システムの天候データの次元数は、数万から数億以上にも及び、現実的な時間で分析を終えることが難しい。

「我々はスパース性を利用した高速なアルゴリズムを開発することで、超高次元データの分析を可能にするスパースモデリング技術の確立を目指しています(図3)。」(井田氏)

超高次元データ分析を可能にする 高速スパースモデリング

スパースモデリングの1つの応用例として、データから重要な次元を選択する特徴選択への活用が挙げられる。特徴選択によりデータの次元数を削減することで、後段のデータ分析処理を高速化し、PDCA サイクル全体を効率的に回すことができる。

従来のスパースモデリングでは、特徴ごとにその重要度を表すスコアを計算し、スコアに応じてそれぞれの特徴が重要か / 不要かを判定する

という最適化手順を、アルゴリズムが収束するまで繰り返す。

この手法では、特徴に対するスコア計算に時間を要することに加え、最適化手順を何度も繰り返す必要があった。そのためデータの次元化が進むのに伴い計算量が膨大になり、現実的な時間で計算を終えることが難しくなっていく。

井田氏はこの問題に対し、独自のスコア近似方法によって不要な特徴を高速に特定しそのスコア計算をスキップする、また重要そうな特徴のパラメータを重点的に最適化することにより、スコア計算の回数と最適化の繰り返し回数を削減する手法を考案した。

「例えば従来技術で1ヶ月かかっていた化学プラントのIoTデータの特徴選択が、1日未満で完了します。高次元データの分野も問いません。今後さらなる高速化を進めると同時に、さまざまな高次元データの分析に適用したいと考えています。」(井田氏)

より複雑な社会課題の解決に向け 次世代 AI を実現していく

次世代 AI の実現に向けた思いを、竹内氏は次のように述べている。

「研究に取り組む上で、具体的な課題解決にしっかり貢献することを強く意識しています。一方で、将来的により複雑な社会課題の解決につなげていけるよう、長期ビジョンに基づいた高い目標に対しての研究開発も推進することで、より革新的な技術を生み出していきたいと考えています。」