

THE BUSINESS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE

認知と知覚の飛躍的な進歩

人工知能が 汎用技術になる日

「人工知能」(AI)という言葉が生まれたのは1955年。以来、本来の実力を超えて、現実離れた期待と見通しを世間に生み出してきた。そのため「AIは飛躍的な進歩を遂げる」という考えが広まる一方で、強い懐疑論も生まれた。しかし、近年のAIは「知覚」と「認知」という2つの分野で大きな進歩を遂げた。本稿では、AIが現在すでに実現していることと、その発展がどれほど急速かを確認したうえで、AIが秘める本当の可能性とそれが実務に与える影響、そして導入の障壁について論じる。



マサチューセッツ工科大学 スローンスクール 教授

エリック・ブリニョルフソン

Erik Brynjolfsson

マサチューセッツ工科大学 デジタルビジネスセンター 首席研究員

アンドリュー・マカフィー

Andrew McAfee

倉田幸信／訳

"The Business of Artificial Intelligence," HBR.org, July 18, 2017.

©2017 Harvard Business School Publishing Corporation.

私たちの時代の 汎用技術は何か

これまで二五〇年以上にわたり、経済成長をもたらす基本的な原動力は、常に技術面のイノベーションだった。なかでも最も重要なのは経済学者が「汎用技術」と呼ぶ分野で、具体的には蒸気エンジンや電気、内燃機関などだ。そのいずれもが続々と補完的イノベーションを生み出す触媒としても作用し、多くのビジネスチャンスをもたらした。

たとえば内燃機関は自動車、トラック、飛行機、電動のこぎり、電動芝刈り機を生み出し、同時に大規模小売店やショッピングセン

ター、クロスドッキング倉庫、新しいサプライチェーン、さらにはよく考えてみれば「郊外」そのものも生み出している。内燃機関という技術を利用して収益性の高い新しいビジネスモデルを考え出した企業は、ウォルマート・ストアーズからUPS、Uberに至るまで非常にバラエティに富んでいる。

さて、私たちの時代で最も重要な汎用技術は何か——。それは「人工知能（AI）」であり、とりわけ「機械学習」である。機械学習とは、なすべき作業について人間から細かい指示を受けなくても、機械がみずからその作業の処理能力を高めて続けていける能力のことだ。機械学習は、ほんのここ数年間でそれまでよりはるかに効果的になり、また簡単に

利用できるようになった。いまでは、タスクの処理方法を自分で学んで身につけるシステムまで構築できる。

なぜ、そんなことに大騒ぎするのか。理由は二つある。まず、私たち人間は自分で説明できるより多くのことを知っている。多くのことについて、なぜ自分がそれをできるのか説明できない。顔を見分けることから、アジアに大昔から伝わる戦略ゲーム「囲碁」で優れた手を打つことまでそうなのだ。機械学習が登場する前、多くの作業は「知っているけどはつきりと言葉で説明できない」がために自動化できなかった。いまではそうした作業を自動化できる。これが第一の理由だ。

第二に、多くの場合、機械学習は能力が非

Erik Brynjolfsson

マサチューセッツ工科大学（MIT）のデジタルエコノミー・イニシアティブの所長であり、MITスローンスクールの経営科学教授、そして全米経済研究所（NBER）の研究員でもある。研究対象は情報技術が事業戦略・生産性・パフォーマンスに及ぼす影響と、デジタルコマース、および無形資産。MITでは情報経済学の講座を持ち、経営学大学院アナリティクス研究所（Aラボ）でも教えている。著書にアンドリュー・マカフィーとの共著 *Machine, Platform, Crowd: Harnessing Our Digital Future*（2017年、未訳）や、ベストセラーとなった『ザ・セカンド・マシン・エイジ』（2015年、邦訳は日経BP社）などがある。プリニョルフソンおよびマカフィーの研究論文（英語）は<http://digital.mit.edu/erik/>で入手できる。

Andrew McAfee

MITデジタルビジネスセンターの首席研究員。デジタル技術がビジネス、経済、および社会をどのように変えつつあるかを研究している。『フィナンシャルタイムズ』にブログを書いている（<https://www.ft.com/andrew-mcafee>）、HBRや『エコノミスト』『ウォール・ストリート・ジャーナル』『ニューヨークタイムズ』といった新聞・雑誌に記事を書いている。マカフィーはハーバード大学およびマサチューセッツ工科大学で学んだ。MITのデジタルエコノミー・イニシアティブの共同創立者でもある。

常に高いということだ。詐欺の発見から病気の診断まで、幅広い分野において人間を超える成果を出せる。超優秀な「デジタルの弟子」はいま、経済社会のあちこちで採用されている。いずれ極めて大きな影響をもたらすだろう。

ビジネス界を見れば、AIはこれまでの汎用技術に近い規模の大変革をもたらす直前まで来ている。すでに世界中で何千社もの企業がAIを利用してはいるが、それでも巨大なチャンスはまだほとんど活かされていない。今後一〇年間でAIの影響はいまの何倍にもなるだろう。なぜなら製造業や小売業、運輸、金融、ヘルスケア、法律、広告、保険、エンタテインメント、教育、さらには、ほぼすべての業界がこの先、機械学習を活用して中核的処理工程とビジネスモデルを一変させるからだ。

とはいえ、他の多くの新技術と同じように、AIについてもさまざまな非現実的で過大な期待が持たれている。AIの本来の能力とはほとんど無関係なのに、「機械学習」や「ニューラル・ネットワーク」といったAI用語をふんだんに散りばめた事業プランを目にすることもある。たとえば出会い系サイト事業に「AIを活用！」と銘打てば、本質的には何の効果もないのに資金集めに役立つこともあろう。

本稿ではこうしたノイズを遮断し、AIが秘める本当の可能性とそれが実務に与える影響、そしてAI導入の障壁について論じる。

現在のAIができること

「人工知能」という言葉が生まれたのは一九五五年で、名付け親はダートマス大学の数学教授ジョン・マッカーシーだ。彼はその後大きく育つことになるAIに関する会議（ダートマス会議）も創設した。以後、おそらくは想像力をかき立てる優れたネーミングのせいもあり、AIという分野は本来の実力を超えて現実離れた期待と見通しを世間に生み出してきた。一九五七年には経済学者のハーバート・サイモンが、「コンピュータは一〇年以内にはチェスで人間に勝てるようになるだろう」と予測している（実際にはその後四〇年かかった）。認知科学者のマービン・ミンスキーは一九六七年に「人工知能を創り出す」という課題は、いまから一世代も経ないうちにほぼ達成されているだろう」と述べた。

サイモンもミンスキーも知の巨人だが、とんでもない見込み違いをしたのである。そう考えると、「AIはこの先飛躍的な進歩を遂げる」という大げさな主張に対し、それなりの懐疑論が生まれるのも理解できる。

そこで本稿ではまず、AIが現在すでに行っていることを確認し、その発展ぶりがどれほど急速かを検討するところから議論を始めた。

AIに関する近年の最も大きな進歩は、「知覚」と「認知」という二つの大きな分野で起きた。前者では、音声に関して実用面で大きく進歩した。音声認識はまだ完璧にはほど遠いが、何百万人もの人々が利用している。Siriやアレクサ、グーグル・アシスタントのおかげだ。いまあなたが読んでいるこの文章も、もとはコンピュータが肉声を聞き取ってテキストにしたものだ。聞き取りの精度は十分に高く、キーボードで打ち込むより早く済んだ。

スタンフォード大学のコンピュータ科学者ジェームズ・ランディとその同僚たちの研究によれば、いまや音声認識による入力倍率は携帯電話でタイピング入力するより三倍ほど速いという。かつては八・五%あった聞き取りミスの発生率は、四・九%まで改善している。驚くべきは、この大きな改善が一〇年かけて起きたのではなく、二〇一六年夏から現在（二〇一七年七月）までの短期間に起きた点である。

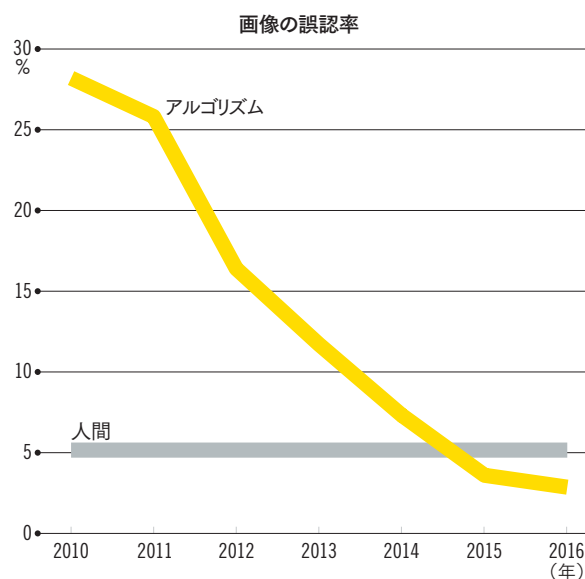
画像認識能力も劇的に向上した。フェイスブックなどのアプリを利用していけば、投稿された写真からあなたの友人を見つけ、その

子犬？ それともマフィン？ 進化する画像認識

見かけが似たような2種類の画像を見分ける機械の能力は、本物の進歩を遂げた。



Karen Zack/@Teenybiscuit



出所：電子フロンティア財団 (Electronic Frontier Foundation)

©HBR.org

人の名前を示してタグ付けするか確認して、
ることをご存じだろう。スマートフォン上で
動くアプリでも、世界中のほぼすべての鳥類
を識別できる。画像認識は一部の企業の本社
でIDカードの代わりにささなりつつある。
自動運転車などに使われる視覚システムも、
以前は三〇フレームに一回という高頻度（こ
うしたシステムに使われるカメラではだいたい
一秒で三〇フレームを記録する）で歩行者を見
間違えていたが、いまではミスの頻度は三〇
〇〇万フレームに一回より少ない。

特徴のない写真や不明瞭な写真、極めて奇
妙な写真などが数百万枚も収められた「イメ
ージネット」という膨大な写真データベース
がある。この画像認識のエラー率は二〇一〇
年には三〇%を超えていたが、二〇一六年に
は最高レベルの認識システムで四%程度にま
で改善している（囲み「子犬？ それともマフ
イン？ 進化する画像認識」を参照）。

クに基づく新方式が採用されたからだ。もち
ろん機械学習を使った視覚システムは、まだ
まだ完璧にはほど遠い。だが、人間も子犬の
顔をそれと認識するまで苦労することもある
し、時には子犬ではない写真を「かわいい子
犬！」と勘違いして、ばつの悪い思いをする
ことさえあるではないか。

もう一つの大きな進歩は「認知」と問題解
決の分野で起きた。すでにポーカーと囲碁で
機械は人間の最強プレーヤーを負かしている。
専門家が最低でもあと一〇年は余計にかかる

と予想していた偉業である。グーグルのディープマインド・チームは機械学習を活用して、データセンターの冷却装置の効率を一五%以上も高めることができた。すでに人間の専門家によって最適化されていた後だったにもかかわらずだ。

また、サイバーセキュリティ企業のディープ・インスティテュートはマルウェアの発見にAIエージェントを使っており、ペイパルもマネーロンダリングの防止にAIエージェントを活用している。シンガポールの保険会社は、IBMの技術を使った機械学習システムで保険請求手続きを自動化している。データ・サイエンスのプラットフォームを提供する企業ルミデアタムの機械学習システムは、優れた顧客サポートをするため、適切なタイミングで助言をしてくれる。ウォール街では何十社もの金融機関がトレーディングの最終判断に機械学習を活用しており、融資判断に機械学習の助けを借りるケースも増加している。アマゾン・ドットコムは在庫の最適化や顧客への「おすすめ商品」の改善に機械学習を導入している。

インフィニット・アナリティクスは、特定のウェブ広告を閲覧者がクリックするかどうか予測する機械学習システムを開発した。このシステムを使ったある世界的な消費者向け日用品企業はウェブ広告の出稿戦略を改善で

き、ブラジルのネット小売企業は顧客が商品を検索し見つけ出すプロセスを改良できた。前者の場合は広告の投資利益率が三倍に増え、後者の場合は年間売上高にして一億二五〇〇万ドルの増加をもたらした。

現在の機械学習システムは、さまざまなソフトウェアで使われている古いアルゴリズムを代替しているだけではない。以前は人間のほうが優れていた多くの作業でも、いまや人間より優れた成果を出しているのだ。たとえば、イメージネットの大量の写真を認識する機械学習システムは、完璧にはほど遠いとはいえ、誤認率は五%前後であり、人間と同レベルかそれ以上の成果を出している。音声認識もまた、仮に周囲の雑音がうるさい状況であっても、いまでは人間と同レベルの聞き取り能力を持っている。

「人間と同レベル」という一つの分水嶺を超えると、AIがさまざまな面で職場や経済全体を変えていく可能性がいつきに高まる。ある作業においてAIを使ったシステムが人間より優れた成果を出せるようになると、そのシステムはおそらくいつきに普及するからだ。

たとえばドローンメーカーのアプトノミーとロボットメーカーのサンボットは、改良型視覚システムを使って警備員の仕事の大半を自動化している。ソフトウェア企業のアフエクティブや多くの企業は、消費者調査のフォ

ーカスグループにこの改良型視覚システムを導入し、喜びや驚きや怒りといった感情を読み取るのに使っている。さらに、エンリティックなど複数のディープラーニングのスタートアップ企業は、この視覚システムを使って医療用の写真を読み取り、がんの診断に役立てている。

そこまでできるというのは印象的な話ではあるが、一方でAIを使ったシステムの応用範囲はまだ非常に限られている。たとえば数百万枚の写真を収めたイメージネットの写真読み取りで、AIシステムが素晴らしい成果を出したからといって、いきなり「生」の現実世界に放り出したところで、まず成功はおぼつかないだろう。実世界には光の当たり具合からアングル、解像度、周囲の状況まで実にさまざまな条件の写真があるはずだからだ。

そもそも私たちは、中国語の肉声を理解して英語に翻訳するAIシステムには感嘆するが、そのシステムが一つでも中国語の文字の意味を知っているとは考えないし、ましてや北京のおすすめレストランを知っているとは思えない。ところが、もしある作業を巧みにこなす人間がいれば、その人はその作業の関連分野全般に高い能力や知識を持っているのだろうと予想する。

つまり機械学習システムは限られた特定の作業をこなすように訓練されており、その知

識や能力を一般化できない。コンピュータのこの狭い知識を見て、その背後には幅広い知識があるのだろうと錯覚することが、おそらくAIの進化に関する混乱と大げさな主張の最大の原因になっていると思われる。人間はさまざまな領域に浅くて広い知識を持つという点で、機械とまったく異なるのだ。

機械はどのように学習するのか

機械学習について理解すべき最も大事な点は、それがソフトウェアをつくる場合とは根本的に異なる方法を取っていることだ。求める結果をプログラムで明快に記述するソフトウェアと違い、機械は具体例から学ぶ。この方法が大きな飛躍をもたらした。それまでの五〇年間、情報技術の進歩とその利用はほとんどの場合、人間がすでに知っている知識や手順を整理して書き出し（コード化）、機械に教え込むことに集中していた。

実際、「コード化」という言葉が指すのは、開発者の頭の中にある知識を機械でも理解・実行できる形に変換するという骨の折れる作業である。だが、このやり方には根本的な弱点がある。人間が持っている知識のほとんどは、言葉で完全には説明できない暗黙知なのだ。他人に言葉で「自転車に乗る方法」や

「ある友人の顔を見分ける方法」を説明するのはほぼ不可能である。

換言すれば、我々は言葉で説明できることより多くを知っているともいえる。この事実には極めて重要なため、「ポランニーのパラドックス」という名前さえつけられている。哲学者にして博学者であったマイケル・ポランニーが一九六四年にこの事実を指摘したからだ。「ポランニーのパラドックス」は、単に人間同士が互いに伝え合えることの限界を示したばかりでなく、機械に知性を与えるための人間の能力に根本的な限界があることを、歴史上初めて示したのである。この限界は長いこと、機械が役に立てる経済活動を制限してきた。

だが、機械学習によりその限界が克服されつつある。人間によってつくられた機械が、具体例を学習して系統だったフィードバックを得ることで、人の顔を見分けるといった、ポランニーの時代から続く伝統的な「機械の問題」を自己解決するようになった。これは『第二次機械化時代^(注1)』の第二波なのだ。

機械学習の種類

AIと機械学習の種類は豊富である。しかし近年大きな成果を上げているのは一種類だ

けだ。それは「教師あり学習」（スーパーバイズド・ラーニング）と呼ばれる仕組みで、機械は特定の問題とその正解の具体例をたくさん与えられて学習する。ほとんどの場合、この学習過程は、一連の入力値「X」から一連の正しい出力値「Y」へとたどり着くためのマッピング作業といえる。

たとえば入力値としてさまざまな動物の写真を与え、正しい出力値として「犬」「猫」「馬」といった分類ラベルを示す。もしくは、入力値として録音された肉声の波形を与え、正しい出力値として「はい」「いいえ」「こんにちは」「さようなら」などの言葉を示すケースもあるだろう（詳細は図み「教師あり学習の仕組み」を参照）。

成果を上げているAIシステムの多くは、練習用データとして数千から時には数百万もの正解付き具体例で学んでいる。練習用データで学習した後は、正解なしの新しい例を与えられる。練習に問題がなければ、そのAIシステムは高い精度で正解を導けるはずだ。

このようにAIが正解にたどり着ける最大の要因となったアルゴリズムは、ニューラル・ネットワークを利用した「ディープラーニング」と呼ばれる手法に依拠している。ディープラーニング・アルゴリズムは、それまでの世代の機械学習アルゴリズムに比べて大きな利点の一つある。旧世代よりはるかに膨

教師あり学習の仕組み

機械学習分野の2人の先駆者、トム・ミッチェルとマイケル I. ジョーダンが指摘したように、機械学習の最近の進歩は大半が「一連の入力値から一連の出力値へ」というマッピングによって生まれている。右はその実例の一部である。

入力値X	出力値Y	利用法
録音された音声	書き起こした文章	音声認識
過去の市場データ	未来の市場データ	自動トレーディング
写真	写真の説明文	画像のタグ付け
薬品の化学的特質	治療効果	製薬のR&D
店舗での商取引	その取引は不正か否か	詐欺・不正の発見
料理レシピの材料	顧客の評価	おすすめの食事
購買履歴	将来の購買行動	顧客のつなぎ止め
車の位置と速度	車の流れ	信号機
顔	名前	顔認識

大なデータを活用できるのだ。古いAIシステムも練習用のデータ量が増えて具体例の数が増えれば性能は上がるが、データが一定量まで増えると性能の向上は止まってしまう。その点を超えると、後はいくらデータ量を増やしても精度は向上しない。

AIの世界で巨人の一人とされるアンドリュー・ウによれば、ディープ・ニューラル・ネットワークはそのように一定段階で向上が止まることはないという。データ量が増えれば増えるほど精度も向上していくのだ。一部の極めて巨大なAIシステムでは、三六〇〇万を超える具体例を学んだケースもある。当然ながら、極めて膨大なデータセットで学ぶには高い処理能力が必要となる。そのためもあって、巨大なAIシステムはスーパーコンピュータや特殊な構成のコンピュータで運用されるケースが多い。

どんな場合であれ、行動に関するデータが豊富にあり、結果を先読みしたいと思うなら、教師あり学習システムの導入を検討する価値がある。アマゾンの消費者向け事業を主導するジェフ・ウィルケによれば、かつては個人顧客への「おすすめ」に記憶重視型のフィリング・アルゴリズムを使っていたが、いまや大部分が教師あり学習システムに代替されたという。ほかに、在庫レベルを決めてサプライチェーンを最適化する代表的なアル

ゴリズムが、機械学習を基盤にした、より効果的で有効範囲の広いシステムに取って代わられている。

JPモルガン・チェースが開発した商業ローン契約の審査システムは、かつての融資担当者たちが合わせて三六万時間かけていた仕事をわずか数秒でやっつける。さらに教師あり学習システムは、いまや皮膚がんの診断にも使われている。これらはほんの一例にすぎない。

AIに教師あり学習をさせるために、多数のデータに分類ラベルを貼る作業は、比較的簡単である。このため、少なくともいまのところは教師ありの機械学習システムのほうが、教師なしの機械学習システムより一般的だ。教師なしの学習システムはみずからの力だけで学ぼうとする。人間はこれが得意だ。

我々は世界に関する知識（たとえば「木の見分け方」など）の大部分を、ほとんどもしくはまったく分類ラベルのついていないデータによって身につける。ところが、そのようなやり方でまともな機械学習システムをつくるのは、極めて難しい。

もし、きちんと機能する「教師なし」の機械学習システムをつくり出せたら、心が躍るような可能性のドアが開くだろう。そのような機械は人間とは違う新鮮な目で複雑な問題を観察し、そこに人間が見落としていたパタ

インを見出すことができる。病気の流行、金融市場の有価証券の値動き、顧客の購買行動などに隠れているパターンを……。こうした可能性を秘めているからこそ、フェイスブックのAI研究の責任者でニューヨーク大学教授のヤン・ルカンは、教師あり学習がキーキのトップینگだとすれば、教師なし学習こそがキーキ本体だと言う。

機械学習の世界で、小さいながらも急発展しているもう一つの分野が「強化学習」だ。これは、アタリがつくるビデオゲームや囲碁のようなボードゲームを習得したAIに組み込まれている。また、データセンターの電力利用の最適化や株式市場のトレーディング戦略の開発にも役立っている。キンドレッドのつくるロボットは強化学習により、それまで見たことのないものでも見つけ出して分類できるため、消費者向け商品の配送センターで品物の「ピック・アンド・プレス」(収納場所から取り出してくる作業)を高速化できる。

強化学習の場合、AIシステムの現在の状況と最終目標をプログラマーが具体的に設定し、許される行動の選択肢をリストアップし、それぞれの行動の結果に影響を与える環境内の要素も示す。AIシステムは許される行動によって可能な限り最終目標に近づく道を見つけないといけない。強化学習が有効なのは、人間にとって最終目標は明確ながら、そ

こに行き着く道筋が必ずしも明らかでないケースだ。

たとえばマイクロソフトは、MSNドットコムに掲載するニュース・ヘッドラインを選ぶのに強化学習を使っている。そのニュースをクリックする人が多いほど、AIは高得点という「報酬」を得られる。このAIは設計者に与えられたルールを守りながら、なるべく高得点を得ようとする。したがって当然ながら、強化学習はあなたが報酬という形で明確に指し示す目標を目指すのであって、それがあなたの本心に達成してほしい目標(たとえば顧客生涯価値の最大化)とは限らない。このため、強化学習では正しい目標を明快に設定することが極めて重要になる。

機械学習の三つの進歩が実務を変える

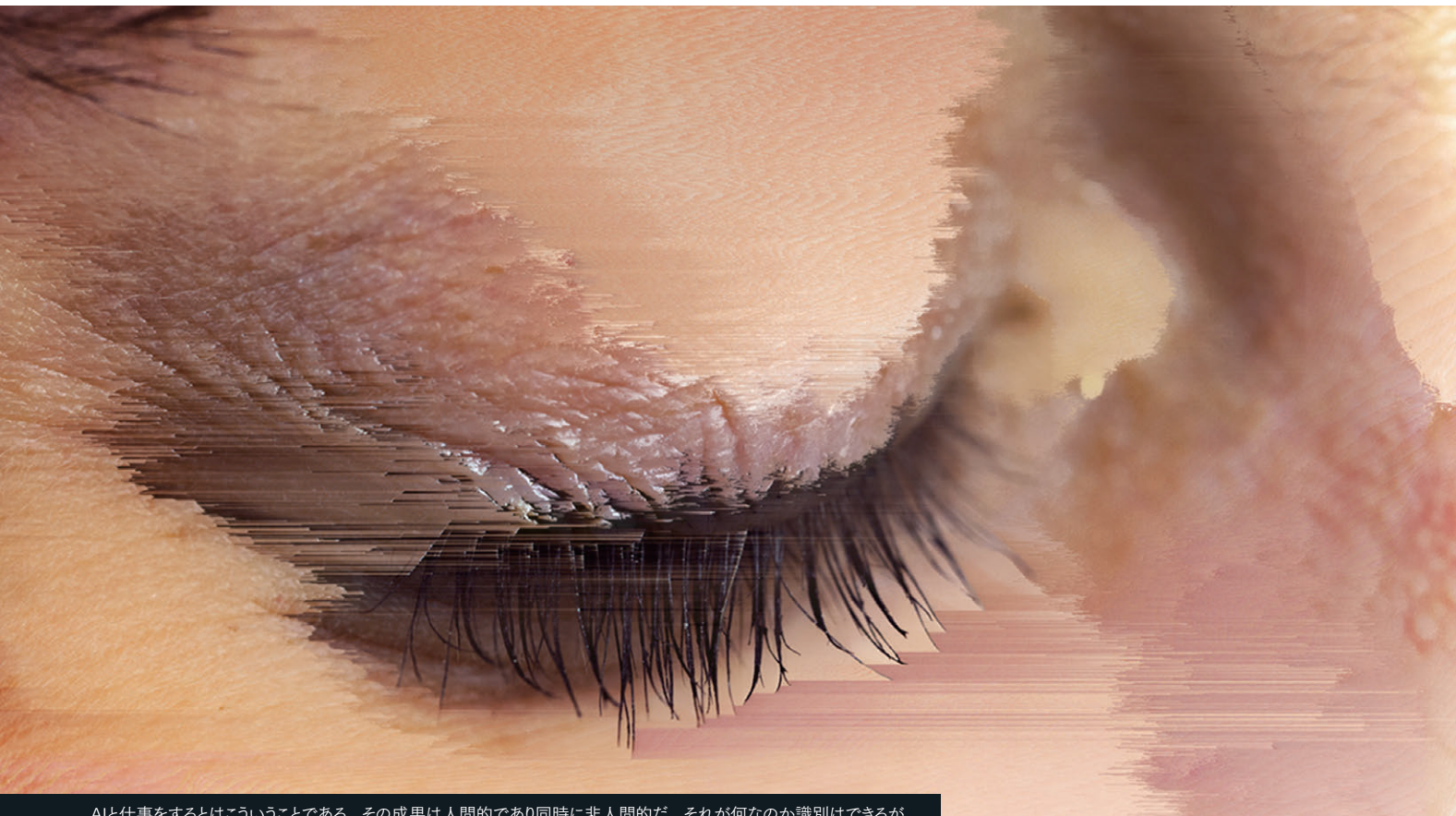
機械学習を実務に導入しようかと現在検討中の組織に、三つの朗報がある。

一つはAI関連のスキルが急速に世に広まっていることだ。世間にデータ科学や機械学習の専門家が十分にいるとはとうていいえないが、そうした専門家への需要は大学教育だけでなく、ネット上の教育リソースでも満たされつつある。なかでも最も優れたオンライン教育機関であるユーダシテイ(Udacity)

やコースラ(Coursera)、ファスト・ドットエーアイ(fastai)は、入門編をはるかに超える内容を教えている。こうしたサイトは実際、頭がよく意欲のある学生なら、業務レベルの機械学習システムをつくれるところまで教育できる。社員を教育するだけでなく新規採用にも興味がある企業は、一定の専門知識を保証された機械学習の専門家を、アップワーク(Uppwork)やトップコーダー(Topcoder)、カグル(Kaggle)といったオンライン人材プラットフォームで採用できる。

二つ目の歓迎すべき進展は、最新のAIを利用するためのアルゴリズムとハードウェアを必要に応じて購入したりレンタルできる点だ。グーグルやアマゾン、マイクロソフト、セールスフォース・ドットコム、その他の企業が、クラウド経由で利用できる高性能な機械学習のインフラストラクチャーを用意している。これらライバル企業同士が激烈な競争をしているため、機械学習を試用したり導入したいと考える企業はこの先ますます、高性能な機械学習の能力をかつてないほど安価に利用できることになろう。

三つ目の朗報は、おそらく三つの中で最も過小評価されている。それは、機械学習の有効活用を始めるのにおそらくそれほど大量のデータを必要としないであろう点だ。ほとんどの機械学習システムは、より多くのデー



AIと仕事をするとはこういうことである。その成果は人間的であり同時に非人間的だ。それが何なのか識別はできるが、同時に予想外でもある。こうした成果をあなたは美しいと思うだろうか、それとも怖い。または愉快だと感じるだろうか。

を投入するほど成果が向上するため、最大のデータを持つ企業が勝つだろうと考えるのは理にかなっている。ただし、そう言えるのは『勝つ』の定義が「ターゲティング広告や音声認識など一つのジャンルで世界市場を制覇すること」を指す場合の話だけだ。そうではなく、「成果をかなり向上させること」を成功と定義するなら、そのために必要なデータは多くの場合驚くほど簡単に手に入る。

たとえば、ユーダシティの共同創業者セバスチャン・スランは、チャットルームに寄せられる外部からの問い合わせに対し、一部の販売担当者が圧倒的に上手な対応をしていることに気づいた。そしてスランと教え子の大学院生ザイド・エナムは、このチャットルームのログこそ、実質的にはラベル付けまでされた一まとまりの練習用データであり、まさに教師あり機械学習が必要とするものではないか、と気づいたのである。そこで、問い合わせてきた相手が最終的に購入にまで至ったチャットログを「成功」とラベル付けし、それ以外のログはすべて「失敗」とラベル付けた。そしてザイドはこのデータをもとに、頻繁に聞かれる問い合わせ内容に対し、対応の上手な販売担当者がどのような返事をすることが多いか予想を立てた。それを他の販売担当者にも配布し、成果の改善に役立てるようそれとなく促したのである。一〇〇〇回の

訓練サイクルを経た後、同社の販売担当者の成果は五四%増加し、同じ時間内に二倍の顧客に対応できるようになっていた。

AI分野の新興企業ワークフュージョンも似たような手を使っている。同社は複数の企業と協力し、国際的な支払い業務や金融機関同士の巨額のトレーディング決済といった、より高度な事務作業の自動化を目指している。

こうした業務がまだ自動化されていない理由は、その内容が複雑だからだ。必要となる情報が毎回決まった形式で提供されるとは限らない（どの通貨について話しているのかさえわからないこともある）ため、ある程度の解釈や判断が不可欠になる。そこでワークフュージョンのAIシステムは事務担当者の仕事を背後で観察し、その行動を練習用データとして学ぶことで、分類のやり方を理解する（この請求書はドル建てで、こちらは円。それはユーロで」といった分類だ）。AIシステムが正しく分類できるという十分な自信を得ると、事務担当者からその作業を引き継ぐ。このようにして、機械学習は三つの次元で変化を引き起こしている。「個別の仕事」の次元、「業務プロセス」の次元、「ビジネスモデル」の次元、の三つだ。

個別の仕事を変えている実例としては、がん細胞化する危険を秘めた細胞を見つけるのにマシン・ビジョン（機械視覚）を使う取り

組みがある。これによって放射線専門医の作業を減らし、彼らが本当に深刻な患者に集中したり、患者とのコミュニケーションや他の医者との協力で時間を割けるようにするのだ。

業務プロセスを変えた実例としては、アマゾンの発送センターがロボットを導入して機械学習を使ったアルゴリズムの最適化をしたことで、作業の流れと配置が一変したケースがある。同じように、いまやおすすめの音楽や映画を相手に合わせて提案できるほど賢い機械学習システムのメリットを活かすため、ビジネスモデルも考え直す必要がある。たとえば音楽を売るにしても、顧客に選ばせてアカルトでバラ売りするより、顧客ごとの好みを学習して本人の趣味に合いそうな音楽を流す「個人向けラジオ局」を購入してもらうほうが、優れたビジネスモデルかもしれない。その場合、本人が一度も聴いたことがないのに好みに合う曲も聴けることになる。

ここで注意してほしいのは、一つの仕事、一つの業務プロセス、または一つのビジネスモデルが丸ごと機械学習システムによって代替されるケースはまず起きないという点だ。ほとんどの場合、機械学習システムは人間の活動を補完し、それによってその活動の価値をいっそう高める。機械学習導入で新しい部署ができたとしても、そこでの最も効果的な仕事のやり方が「すべての作業を機械にやら

じっくりと見れば、アルゴリズムの中に人間が見えてくる。
さらによく見れば、知能の中にアルゴリズムが見えてくる。

せる」となる可能性は極めて低い。仮に作業完了まで一〇の手順があるとすれば、一つか二つを機械にやらせ、残りの手順は人間がするほうが価値がより高まる。

たとえばユーダシテイのチャットルームで販売担当者を支援するシステムは、会話をすべて自動で行う機械をつくらうとはせず、人間の販売員によりよい結果につながる助言をすることを目指した。その結果、人間の担当者が主導権を握ったまま、効率と成果が大いに高まったのである。人間ができることをすべてこなせる機械を設計しようとするより、普通はこのやり方のほうがはるかに現実的だ。そうすることで、業務に関係する人間はより優れた満足できる仕事ができ、ひいては顧客にとってもよい結果になる。

顧客ニーズに應えるため、テクノロジーと人的スキルと資本資産の新しい組み合わせを考案して実行するという作業には、大がかりな創造性と計画性が要求される。機械が上手にこなせる作業ではない。つまり機械学習の時代になっても、起業家や企業幹部はその社会で最も高給を得られる仕事のひとつなのだ。

機械学習のリスクとAIの限界

第二次機械化時代の第二波は、新たなリス

クももたらす。とりわけ大きいのは、多くの場合機械学習システムは「説明可能性」が低い点だ。これは、人間にとってなぜ機械がその結論に到達したか理解しにくいという意味だ。ディープ・ニューラル・ネットワークともなれば、つながりの数は億単位であり、その一つひとつが最終的な結論に少しずつ影響を与えている。このため、こうした機械の推測結果は、なぜそうなのかを単純明快に説明できない傾向がある。人間と違い、機械は（まだ）複雑な事情をわかりやすいストーリーで説明するのが下手なのだ。

求人に手を上げた応募者をなぜ採用したか、なぜ落としか、またはなぜこの薬を勧めるのか、機械は常にきちんとした根拠を示せるとは限らない。皮肉なことに、「ポランニーのパラドックス」の克服に向けて前進を始めたなら、今度はその別バージョンに直面してしまった。すなわち、「機械は我々に言葉で説明できることより多くを知っている」のだ。

これが三つのリスクを生む。一つは、機械が人間の目には見えないバイアス（偏見）を持つてしまう可能性だ。その偏見は機械の設計者がまったく意図しなくても、機械学習で使った練習用データによって生まれる。たとえば、求職者を面接して誰を採用するかを機械に学ばせるため、人間の面接官による過去の採用・不採用の実例をデータセットとして

使ったとしよう。もし人間の面接官が人種や性別や民族その他への偏見を持っていた場合、誰も意図しないのに機械がその偏見まで学習し、その偏見を採用基準の一つとして固定化してしまいかもしれない。しかも、その偏見を機械が身につけたことが周囲には見えず、採用判断のため検討される数千もの要因の中に潜んで「暗黙のルール」と化すかもしれないのだ。

二つ目のリスクは、明示的に論理で示されるルールに基づいて構築される従来型システムと異なり、ニューラル・ネットワーク・システムが「言葉で表せる真実」ではなく「統計学的な真実」を扱う点だ。これはすなわち、そのシステムがあらゆる状況で確実に機能すると絶対の自信を持って保証することを難しく——不可能ではないにしても——する。とりわけ、練習用データに含まれていなかった状況については保証が難しい。完全に機能するかどうか保証できないという特徴は、原子力発電所の管理や人命のかかった状況判断といった、極めて重大なミッションにこのシステムを導入する際に、大きな不安材料となる。三番目のリスクは、機械学習システムが間違いを犯した時（いつか間違いを犯すのはまず避けられない）、なぜ間違ったのかを検証し、同じミスを繰り返さないよう修正することが時に難しい点だ。その間違いを導いた下部構

造が想像を絶するほど複雑なこともあるし、機械が練習用データで学んだ時と所与の条件が変わってしまったため、機械が最適解とはかけ離れた判断をすることもある。

ここに示した三つのリスクはたしかに極めて現実的だが、完璧かどうかで機械学習システムを判断するのは適切ではない。そうではなく、目の前の選択肢の中でベストはどれかと考えるべきである。結局のところ人間も偏見を持つし、間違いを犯すし、なぜその判断に至ったかを正確に説明するのは容易でない。機械を使うメリットは、時間をかけて改善していける点と、同じデータを与えれば常に同じ答えを返す点にある。

これははたして、「AIと機械学習ができることに限界はない」という意味になるのだろうか——。自動車の運転や売上予測から採用・昇進の可否まで「知覚」と「認知」がカバーする領域は膨大だ。筆者らは、AIがいずれこうした領域のほとんど、またはすべてについて人間を超える成果を出せるレベルに到達する可能性はかなり高いと考えている。そこで問題となるのは、AIと機械学習ができないであろうことは何か、である。

時折聞くのは「AIは、感情的で狡猾でずるく、首尾一貫しない存在である人間というものを正しく評価することはけつてできない。人間を理解するには機械はあまりに真面

目すぎるし人間味に欠ける」という意見だ。だが筆者らはこれに同意しない。アフェクティブが開発したような機械学習システムは、声の調子や表情から人の感情を読み取る能力で、すでに人間と同等かそれ以上の成果を出せる。別の機械学習システムは、「一対一のノーリミット（賭け金無制限）のテキサス・ホールデム」という驚くほど複雑なポーカーで、世界最高レベルのプレイヤーがブラフを仕掛けてきても勝てるほどに、相手を読むことができる。

「人を正確に読む」というのは繊細で微妙な作業ではあるが、魔法ではない。必要とされるのは知覚と認知であり、まさにいまの機械学習が強みを持ち、かつてないレベルへと進化しつつある領域なのだ。

AIの限界について議論するなら、うってつけの出発点となるのは、パブロ・ピカソがコンピュータについて述べたコメントだ。「しかし彼ら（コンピュータ）は役立たずだ。

答えることしかできない」——。実際には、彼らは役立たずからは、ほど遠い。それは近年の機械学習による見事な成果が示す通りである。しかしながら、ピカソのコメントはいまでも一つの洞察を与えてくれる。コンピュータは質問に答える装置であり、質問を生み出す装置ではない。これはすなわち、起業家、発明家、科学者、クリエイターなど、次に取

り組むべき課題やチャンスを見つけ出す人、踏み込むべき新しい領域を見つけ出す人が今後也不可欠であり続けることを意味する。

これと同様、誰かの精神状態や意欲を客観的に読み取ることと、それを変えようと主体的に相手に働きかけることとの間には、非常に大きな違いがある。機械学習システムは前者に関しては極めて巧みになりつつあるが、後者に関しては人間よりはるかに劣ったままだ。人間は根っから社会的な生き物である。

人を説得し、動機付け、刺激するために同情やプライド、孤独、恥といった社会的な原動力に働きかけるには、機械でなく他の人々こそが最も適している。二〇一四年、TED会議とXプライズ財団は「ステージ上でTEDトークの講演を行い、スタンディングオベーションを受けるほど聴衆を感動させた初めてのAI」に贈る賞を設けたと発表した。^(注2)だが、この賞を受賞するAIは当分の間は登場しないだろう。

この超高性能な機械学習の新時代に、人間の知性にとって最大にして最も重要な可能性がある場所は、次の二つの領域が交差する部分ではないかと考える。それは「次に取り組むべき問題を見つけること」と「多くの人々を説得してそれらの問題に取り組み、得られた解決策に協力するよう動かすこと」の交差点だ。これは要するに、第二次機械化時代に

なつてこれまでよりはるかに重要性を増しつつある「リーダーシップ」の過不足ない定義である。

人間と機械への正しい仕事の割り振り方は、日々ものすごい速さで変化していく。現在のやり方に固執する企業は、どこであろうと適切な場所に積極的に機械学習を導入する意志と能力を持ち、人間の能力と効果的に結び付ける方法を見つけられるライバル企業と比べ、いつの間にか競争面で大いに不利な立場にいることに気づくであろう。

* * *

技術進歩により、ビジネス界に地殻変動をもたらす新時代の幕が切つて落とされた。蒸気エンジンや電気の新時代がそうであったように、勝者と敗者を分けるのはその新技術に近い距離にいるかどうかではないし、その技術の優れた使い手を獲得できるかどうかではない。勝負を決めるのはイノベーターなのだ。現状の先を見通す進取の精神を持ち、いままでとはかけ離れたやり方をイメージできる人、そしてそれらを実現するだけの抜け目なさをおわせ持つ人が決め手になる。おそらく機械学習の時代がもたらす財産の一つは、こうした新世代のビジネスリーダーであろう。AI、とりわけ機械学習はいまの時代の最も重要な汎用技術だと見ている。このイノベーションは企業および経済全体に直接的なメ

リットをもたらずだけでなく、補完的イノベーションを次々と生み出すことで間接的な影響も与えるだろう。機械学習がもたらす優れた視覚システムや音声認識、知的問題解決、その他多くの能力によって新しい製品や新しい処理方法が続々と可能になるのだ。

それよりさらに大きな変化になると考える専門家もいる。現在はトヨタ・リサーチ・インスティテュートのトップを務めるギル・プラットは、いまのAI技術の大波を五億年前のカンブリア紀の生命爆発に匹敵するとした。さまざまな種類の生命形態を生み出した時期だ。当時もいまと同じく、カギとなる新能力の一つは視覚だった。視覚を手に入れた生き物は、それまでよりはるかに効率的に周囲の環境を探索できるようになり、それが触媒となって生物の種類の爆発的に増加した。捕食する側もされる側も種類が増え、またそのすき間を埋めるような生態的地位も広がり、そこに属する生物種も増えた。

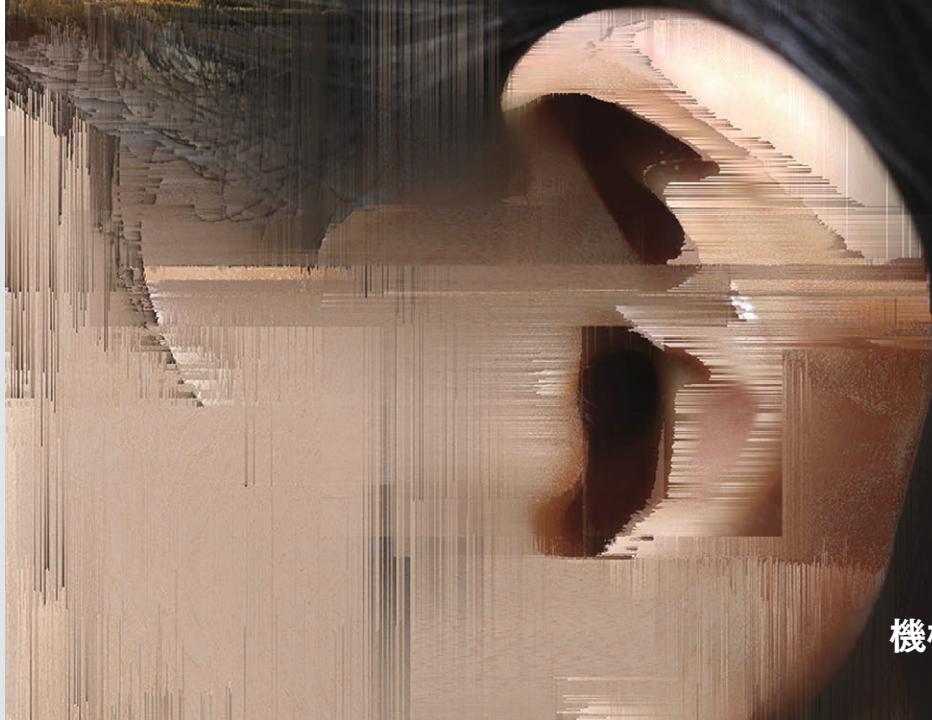
それと同じように、これからの時代も新たに多種多様な製品・サービス・処理方法・組織形態の登場を目にするはずだ。もちろん絶滅も多数起きる。間違ひなく今後は、予想もしなかった成功と不可思議な失敗とを目にするだろう。

新しい環境で主流となるのがどの企業なのかを個別に予想するのは難しいが、一般原則

【注】

- 1) 詳細は本稿を書いた2人の共著『ザ・セカンド・マシン・エイジ』（2015年、邦訳は日経BP社）を参照。
- 2) この動画については、<https://blog.ted.com/a-ted-talk-from-artificial-intelligence-theres-an-xprize-for-that/>を参照。
- 3) 本稿の原文は<https://hbr.org/cover-story/2017/07/the-business-of-artificial-intelligence>で閲覧できる（2017年11月時点）。参考文献・ウェブサイト（英語）については、原文を参照。

ははつきりしている。敏捷さと順応性が最も高い企業および企業幹部が成功する。AIによって切り開かれた新しい世界で競争優位を得るのは、チャンスに素早く気づき、反応できる企業である。したがって成功に向けた戦略は、積極的に実験を行い素早く学ぶことだ。いま現在、機械学習に関する実験を何ら計画していない企業幹部がいれば、その幹部はなすべき仕事をしていないといえる。これらの一〇年間、AIが幹部社員に取って代わることはない。だが、AIを使いこなす幹部がそうでない幹部に取って代わることになる。^(注3)



機械学習の起爆剤となった 3つの要因

機

械学習は一九五〇年代から存在している。では、なぜいまになって突然、さまざまな領域でブレイクスルーを目にしているのだろうか。それには三つの要因が働いている。おびただしく増加したデータ、大幅に改善したアルゴリズム、そしてかなり性能が向上したコンピュータハードウェアである。

この二〇年間で、入手できるデータ量は（利用分野によって異なるが）最大で一〇〇〇倍にも増え、中核を担うアルゴリズムは一〇倍から一〇〇倍も改善され、ハードウェアの速度は最低でも一〇〇倍にはなっている。M-I-Tのトマス・ポッジョによれば、これらを組み合わせた結果、自動運転車に使われる歩行者検知用の視覚システムといった利用法では、一〇〇万倍にも至る性能向上が生まれたという。

以下では三つの要素について、個別に検証しよう。

データ

世界のデジタル化された情報ストックには、もう何十年も前から音楽CDや映画のDVD、そしてウェブページが追加され続けている。だが、デジタル情報が生まれるペースはこの数年で爆発的に高まった。スマートフォンや産業機器に埋め込まれたセンサーからの信号、デジタル写真とデジタルビデオ、休むことなく地球上を駆けめぐるソーシャルメディアの奔流、その他さまざまな発生源から生まれるデータにより、まったく前例のない「あふれ

返るデータ」の時代を迎えた。

今日世界に存在するデジタルデータの九〇％は過去二年以内に生まれたものだ。しかもIoT（モノのインターネット）が急速に発展し、何十億という新しいデバイスからデータが生み出される見通しが高まった結果、次の一〇年間でいまよりはるかに大量のデジタルデータを扱うことになるのは、ほぼ確実であろう。

アルゴリズム

このデータの大洪水が重要なのは、既存のアルゴリズムの効果を高めるからだけではなく、より優れたアルゴリズムの開発を促し、支援し、加速させるからだ。「教師あり」ディープラーニングや強化学習など、いまや機械学習の分野で支配的となったアルゴリズムと手法には、共通する不可欠の基本的特性が一つある。与えられる練習用データの総量が増えれば増えるほど、よりよい結果を出すという点だ。

一般にアルゴリズムというものは、与えるデータを増やし続けてもその性能はある時点で横ばいになり、その後いくら増やしても効果はほとんど、もしくはまったくない。ところが、機械学習の世界で広く使われているアルゴリズムの多くには、その様子がいまのところ見られないのだ。同時に、新しいアルゴリズムは一つの利用法で学んだことを別の利用法へ適用できるため、より少ない練習用データから学習できるようになりつつある。

コンピュータハードウェア

ICチップの性能は一八カ月から二四カ月に倍増し続けるとした「ムーアの法則」は、二〇一五年に五〇周年を迎えたが、当時もこの法則はまだしっかり生きていた。だが最近になって、ICチップの性能は物理的限界に近づいており、近い将来性能アップのペーシングは減速するだろうとの意見も聞かれるようになってきた。

たしかに、標準的なマイクロプロセッサのクロックスピードの向上は横ばいになっている。だが、幸運な偶然と言うべきことに、GPU（グラフィックス・プロセッサ）と呼ばれる関連コンピュータチップが、実はニューラル・ネットワークに必要とされるタイプの演算を極めて効率的に処理できることが判明した。それどころか、ニューラル・ネットワークをこれまでの汎用型プロセッサからGPUに移し替えると、一〇倍ものスピードアップさえ珍しくないのである。GPUは当初はコンピュータゲームなどの用途のためグラフィックを高速に描くために開発された。ゲーム用途によって規模の経済が生まれ単価が下がったが、いまではニューラル・ネットワークに使われるGPUが日に日に増えている。

ニューラル・ネットワークでの利用が広がったため、数社の企業がその用途に最適化した専用チップを開発した。その一つがグーグルの開発したTPU（テンサー・プロセッサ）

グ・ユニット）だ。グーグル・ディープマインドの共同創業者シェーン・レグによれば、TPU一個が一日で終わらせてしまう練習用データの処理を、もし一九九〇年当時のインテル80486マイクロプロセッサにやらせたら、二五万年かかるだろうという。これも一〇倍レベルの進歩を生み出す要因の一つとなりうる。

こうした改善は互いにシナジー効果をもたらす。たとえば、ハードウェアの性能が上げればエンジニアはアルゴリズムのテストと改善をしやすくなるし、当然ながら機械ははるかに大量のデータセットをそれなりの時間内で処理できるようになる。いまでは問題なくできる利用法——たとえば音声の波形を意味のわかる文章に変換する——も、一九九〇年代の骨董品のようなハードウェアでは文字通り何世紀もかかっていただろう。こうした成功が、ますます多くの優れた研究者を呼び込み、この分野のR&Dにより多くの資金を割こうと考える投資家や企業幹部も増やすことになる。

このシナジー効果をさらに強化する別の技術が二つある。グローバルネットワークとクラウドだ。モバイルインターネットのおかげで、いまやデジタル技術は地球上のほぼすべての場所で利用でき、AIの画期的発展を何十億人もの潜在顧客に届けることが可能になった。その実例が、個人用の知的なアシスタント機能（自分のスマートフォンですでに利用している人もいよう）や、大企業が世界各地

の社員と共有するために活用しているデジタル化された知識ベース、またはウィキペディアやカグル（Kaggle）のように、利用者も貢献者も大半は単独企業の外部にいる賢い人々というクラウド・ソース・システムである。

おそらくさらに重要なのは、AIおよびロボット工学がクラウド・ベースになることで、学習とその拡散が加速される可能性だ。想像してほしい。ある場所で一台のロボットが難しいタスク——たとえば決められた対象物を認識する——を苦労して学んでいるとしよう。このロボットがタスクに習熟したら、今度はその知識をクラウドにアップロードし、互換性のある知識表現システムを使っている他のロボット（いまのロボット工学はそうしたプラットフォームづくりに取り組んでいる最中だ）に伝えることができる。

このようにして、それぞれ別の仕事をしているロボットたちが何百、何千、いずれは何百万という目と耳から集めたデータを効率的に持ち寄ることが可能になる。こうした情報の一つのシステムに統合すれば、ロボットたちの学習速度は極端に加速され、集めた知見をほぼ瞬時に共有できるようになる。^(注)

【注】

本コラムの原文は<https://hbr.org/2017/07/whats-driving-the-machine-learning-explosion>で閲覧できる（2017年11月時点）。