



# 人工知能の今とこれから

堂 坂 浩 二 (秋田県立大学 システム科学技術学部 情報工学科 教授)

石 井 雅 樹 (秋田県立大学 システム科学技術学部 情報工学科 准教授)

猿 田 和 樹 (秋田県立大学 システム科学技術学部 情報工学科 教授)

## 1 はじめに

人工知能 (Artificial Intelligence、A I) とは、人間の知的活動 (認識、理解、判断、予測、学習等) をコンピュータで実現するための技術群である。昨今、第3次のA Iブームと言われ、A I技術は様々な用途に応用されている。画像認識、自動翻訳といった特定の用途では、人間と近い、あるいは、人間を上回る性能を発揮するシステムが開発されるようになった。実用面でも、A I技術は、製造、流通、交通、農業、医療など、幅広い産業・サービス分野で実用化が進み、社会課題の解決に寄与することも期待されている。

秋田県においても、A I技術やビッグデータ技術を活用して、地域課題の解決に取り組み、地域産業を振興していくことが期待されている。秋田県立大学は、開学以来、21世紀を担う次世代の人材育成と、開かれた大学として秋田県の持続的発展に貢献することを理念としており、農業、モビリティ、公共・ビジネス等の分野でA I技術を活用した地域課題解決型の研究を推進しているところである。

A I技術の社会への浸透は、インターネット技術の発展とコンピュータ性能の向上に伴って、ビッグデータの活用が可能となったことと、コンピュータがそのビッグデータから知識や法則を自動的に獲得する技術 (機械学習) の性能が大きく発展したことによる。特に、機械学習の

一種である深層学習 (ディープラーニング) が発展して、コンピュータの学習能力や問題解決能力が飛躍的に高まったことにより、A I技術の社会への浸透が進んだ。

しかし、A I技術が様々な用途に広がり、社会に浸透していくにつれ、社会からA I技術の安全性・信頼性が求められるようになり、いくつかの課題も浮き彫りになっている。

本稿では、A I技術のこれまでの発展と現在の到達点について述べる。続いて、秋田県立大学において推進しているA I技術を活用した研究事例について紹介する。最後に、A I技術を活用したシステムの安全性・信頼性に関わる課題について触れる。

## 2 A I技術の発展と到達点

図表1はA I技術の発展の推移を示したものである。探索・推論、知覚・パターン認識、言語・知識、機械学習の分野ごとに、各年代で実現された技術やシステムを示している。「▲」は深層学習の確立前の技術やシステムを示し、「●」は深層学習の確立後の技術やシステムを示している。

人工知能という学問分野は、1956年、アメリカ合衆国ニューハンプシャー州のダートマス大学で開催された会議において提唱された。1950年代後半から1960年代は第1次ブームと呼ばれ、期待が集まったものの、トイプロブレム (おも

ちゃの問題) と呼ばれる小規模なパズルや迷路といった問題への対応が中心で、現実世界の問題の解決には発展しなかった。また、機械学習の分野で、単純パーセプトロンと呼ばれる仕組みが提唱された。これは、脳内の神経細胞(ニューロン) の挙動に倣った情報処理の仕組みで、現在のニューラルネットワークの先駆けである。しかし、基本的な問題が解けないことが証明され、大きな発展には結びつかなかった。

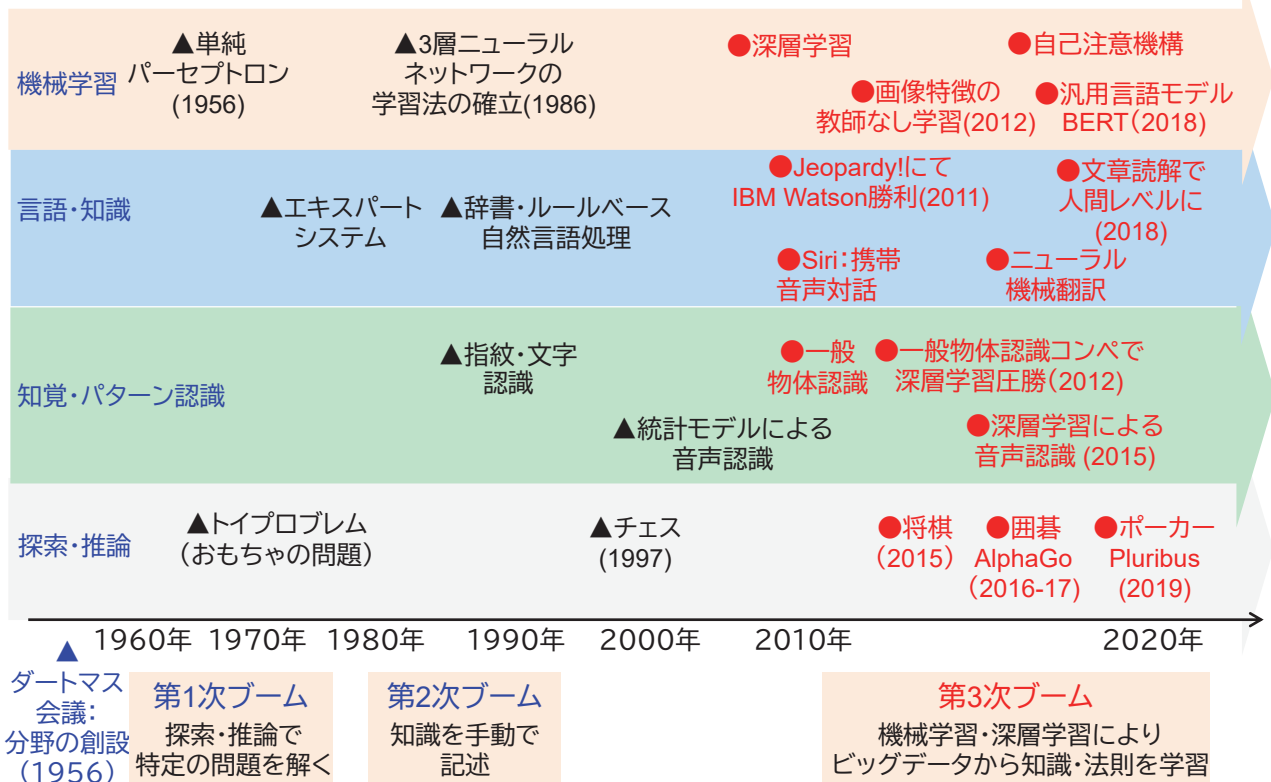
第2次ブーム(1980年代)は、主として、専門家が知識やルールを手動で記述し、コンピュータに与えるというアプローチによって知的なコンピュータを実現しようとした。結果として、エキスパートシステム、指紋・文字認識、辞書・ルールベースの自然言語処理等(カナ漢字変換等)(※1)に結びついた。しかし、知識を手動で記述することの困難さが明らかとなり、ブームが去った。

(※1) 日本語や英語といった人間が使う言葉で書かれた文章を対象とした情報処理技術

2010年代に入ると、インターネットの普及とコンピュータの能力の向上を背景に、ビッグデータが得られるようになり、そのデータを活用した機械学習の方法が急速に進化した。特に、ニューラルネットワークを多層に結合することで表現・学習能力を高めた深層学習の技術が発展した。深層学習の発展は、2006年にトロント大学のヒントン教授が多層のニューラルネットワークでも効率よく学習できる方法を開発したことを契機とするものである。現在に至るまで画像認識・音声認識・音声対話・機械翻訳・文章読解・ゲームAIなど幅広い応用領域で人間に並ぶ、あるいは人間を上回る性能を達成するシステムが次々開発されるようになり、第3次AIブームと言われている。

第3次AIブームで、人工知能が広く知られ

図表1 AI技術のこれまでの発展



ダートマス会議: 分野の創設 (1956)

第1次ブーム  
探索・推論で  
特定の問題を解く

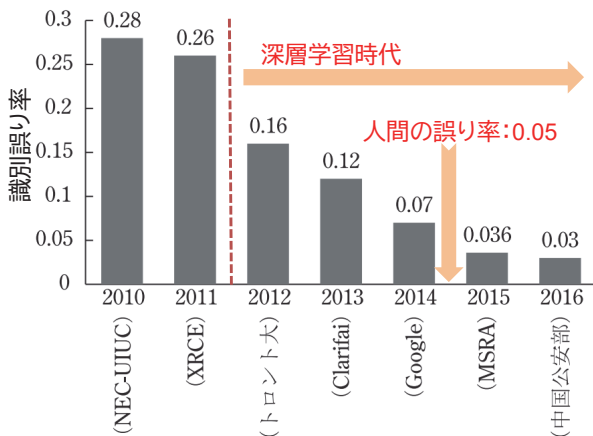
第2次ブーム  
知識を手動で  
記述

第3次ブーム  
機械学習・深層学習により  
ビッグデータから知識・法則を学習

るようになったきっかけは、将棋や囲碁といったゲームでプロ棋士に勝るAIプログラムの登場であろう。囲碁は、可能な盤面数が10の300乗を超え、プロ棋士レベルの囲碁プログラムの実現は難しいという認識が広がっていた。そうしたなか、2016年にGoogle DeepMindによって開発された囲碁AI「AlphaGo」が韓国のトップ棋士を破ったというニュースは、大きな驚きをもって迎えられた。ゲームAIの研究はさらに発展し、2019年にFacebookとカーネギーメロン大学が開発したポーカーAI「Pluribus」は、6人ポーカーにおいて世界のトッププロに勝利した。ポーカーは、相手が持っているカードが見えない状況で意思決定しなければならないという、より現実に近い設定のゲームであり、今後、実世界の問題への応用も期待されている。

画像認識の分野では、図表2に示すように、2012年、一般物体認識のコンペティションILSVRC(ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge)において、トロント大のヒン

図表2 一般物体認識のコンペティションILSVRCにおける優勝チームの識別誤り率 (中山 2017より抜粋)



別の誤り率で、2位以下のチームに10%以上もの大差を付けて圧勝し、世界中の研究者に極めて大きな衝撃を与えた。その後も性能改善が進み、2015年には人間の認識の精度を超えたとされる (中山 2017)。

自然言語処理の分野では、自己注意機構を備えた深層ニューラルネットワークを使った汎用言語モデルの技術が発展し、機械翻訳、質問応答といった多くの問題で最高精度を達成した。Googleが開発したBERTと呼ばれる汎用言語モデルは、文章読解のベンチマークである「SQuAD 1.1」(※2)で人間を超える性能を達成した。

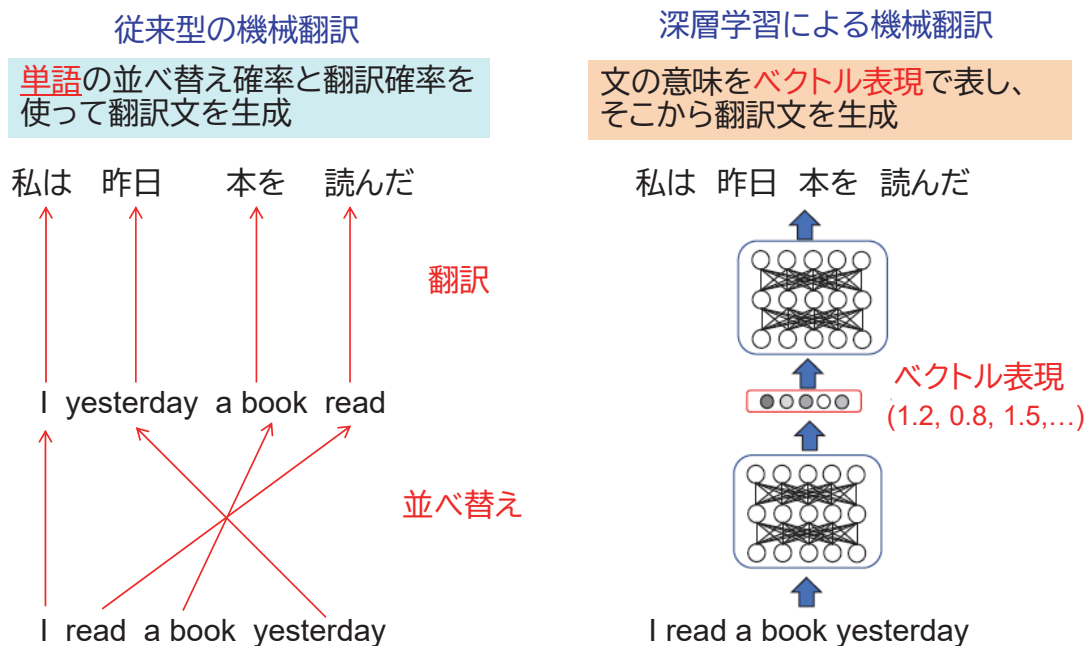
(※2) Wikipediaの中にある140単語ほどの文章を読み解かせて、その文章に関する質問に回答させるという問題を集めたもの。文章と質問、正答の組み合わせが10万件以上ある。

自己注意機構とは、文章を読解する過程において、現在読んでいる部分の意味を捉えるために、文章の他のどの部分に注意をあてるべきかという判断を学習するための機構である。例えば、「彼」という代名詞の意味を捉えようとするれば、前後の適切な場所に注意を向け、代名詞の参照先を見つけなければならないが、自己注意機構により、コンピュータがそうした知的な文章読解力を学習することが可能となった。

また、第2次AIブームの1980年代においては、文章は単語の列として表現されていたが、深層学習の確立により、文章の意味がベクトルと呼ばれる数百次元の数値列で表現されるようになった。この結果、似通った文の類似性を精密に判定できるようになり、機械翻訳等の性能が大幅に向上した。

図表3は、従来型の機械翻訳と深層学習による機械翻訳(ニューラル機械翻訳)の方式を比較したものである。英語文「I read a book yesterday」が日本語文「私は昨日本を読んだ」

図表3 従来型の機械翻訳と深層学習による機械翻訳の方式の比較



に翻訳される過程を示している。従来型の機械翻訳では、文は単語列として表現される。入力文の単語列は翻訳先の言語に合わせて並べ替えられ、その後、単語や句が別の言語に翻訳され、最も確率が高い組み合わせとなる翻訳文が生成される。単語や句の並べ替え確率と翻訳確率は日本語と英語の対訳データから学習される。一方、深層学習による機械翻訳では、文をすべて読み込んでから、文全体の意味を数百次元の数値列（ベクトル）として表現し、そのベクトル表現から別の言語の文が生成される。文を単語にばらばらにしないで、全体として捉えることができるため、より自然な訳文を生成することが可能となり、語順や構造が異なる言語間でも高い翻訳性能を発揮することができるようになった。

以上に説明したように、解くべき問題が明確に定義でき、大量なデータを利用できる状況では、深層学習を活用したAIシステムは、とき

に人を超える高い性能を示し、製造、農業、交通、医療、ビジネスなど様々な用途に浸透が進んでいる。

### 3 秋田県立大学における研究事例

秋田県立大学では、様々な分野においてAI技術を活用した地域課題解決型の研究を推進している。ここでは、農業、交通、ビジネスという3つの分野での取り組みについて紹介する。

#### (1) 画像認識を活用した農業支援

近年、日本の農業の課題として、就業人口の減少や労働力の高齢化による労働力不足が挙げられ、秋田県内においてもそれらの影響は顕著である。こうした中、勘やノウハウに頼った農業知識ではなく、未経験者でも体得できる可視化された情報として農業知識を蓄積・伝承していく必要性が高まっており、秋田県立大学では、AI技術やIoT技術を活用して、新たな農業を形成することを目的として研究を進めている。



中でも、秋田県内陸地域で栽培が盛んなリンゴをはじめとする園芸作物の場合、高品質な果実を得るために適度に花や幼果を間引く摘花・摘果作業が欠かせないが、こうした作業の多くが熟練者の長年にわたる経験や勘によるものである。これらの作業は、隣接している果実との間隔を把握しながら、着果密度・果枝長を考慮した間引きが求められるため技術に差が出やすく、新規就農者への栽培技術継承が課題となっている。そこで、画像認識によって果樹試験場などの栽培技術を情報化し、視認できる形にすることで、果樹の着果密度や空間配置を認識し、摘花・摘果作業を平易化するシステムの開発を進めている（佐藤 2021, Sato 2021）。

このシステムでは、まず、深度情報を取得できるデプスカメラReal Senseを用い、秋田県果樹試験場におけるリンゴ樹の摘花・摘果作業等を画像や映像として記録した。この画像・映像データに対し、深層学習による一般物体認識アルゴリズムを適用し、蕾・花・幼果を認識できるようにした。次に、深度情報を使って、各果実間の三次元ユークリッド距離（※3）を算出し、予想収穫果のオーバーレイ（重ね合わせ）表示を可能とした。図表4は、画像からの幼果距離の認識と、深度情報による幼果間の距離の

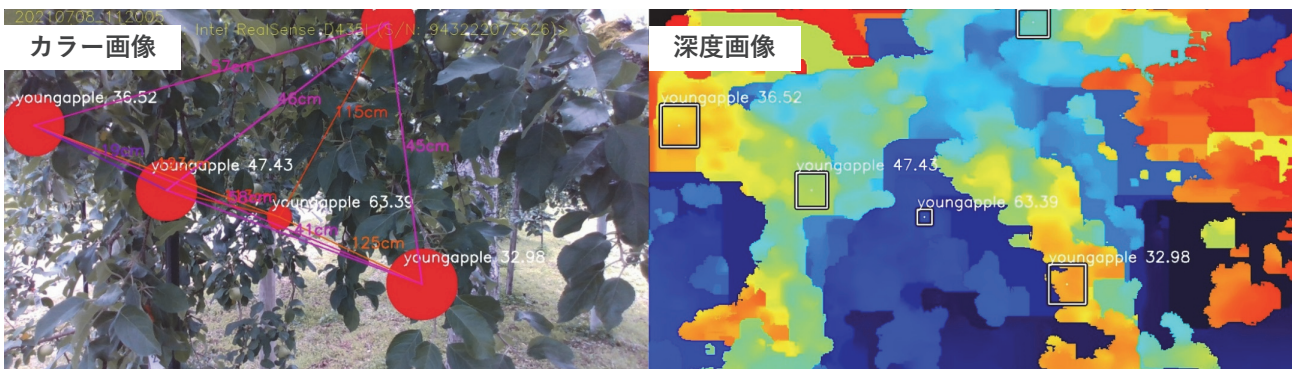
認識の様子を示している。図表4の左の画像では、円で囲まれた位置に幼果が認識されており、深度情報を使うことで幼果間の距離を算出できている。今後は、蕾・花・幼果の認識性能の向上を図るとともに、最終的にスマートグラスで表示できるアプリケーションの開発を目指す。

（※3）三次元における点同士の距離（両者の差の二乗の平方根）

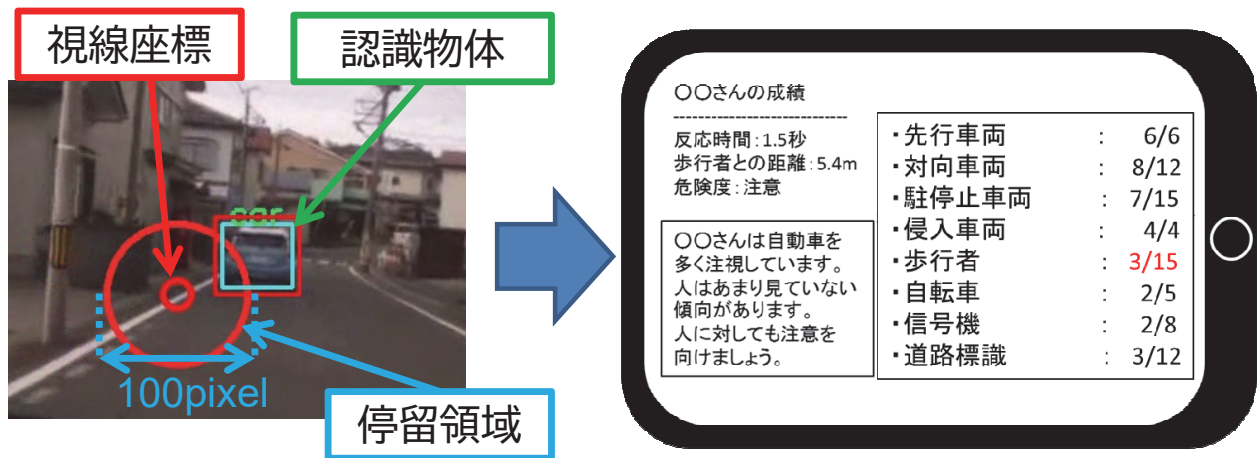
## （2）画像認識と視線計測を活用した安全運転支援

ドライバーに起因する交通事故の発生要因のうち半数以上が前方不注意など認知ミスであると言われている。秋田県立大学では、交通事故の予防のため、運転者の認知能力向上を目的として、ドライブレコーダ映像を活用した歩行者認知訓練システム（Training system for Recognition Ability using IN-vehicle camera images：TRAIN）を開発し、訓練効果を定量的に検査している（須藤 2015）。また、深層学習を用いた一般物体認識と視線計測技術を融合することにより、ドライバーが何を見ていたかについて自動判定しようとしている（池田 2019）。図表5にシステムの動作例を示す。図表5の左はドライブレコーダ映像であり、一

図表4 画像からの幼果の認識と深度情報による幼果間の距離の認識



図表5 歩行者認知訓練システム



般物体認識により、歩行者、車両、信号機、標識、看板等の対象物を認識し、視線が指定範囲内に一定時間停留すれば注視と自動判定している。その結果、図表5の右に示すように、ドライバーが何を見て、何を見逃したかなど、注視対象物と注視度合いをフィードバックすることができている。このシステムにより、ドライバーに対する効果的な訓練が可能となることが期待される。今後は、若年者／高齢者、運転歴の長短など、様々な特性をもつドライバーの注視行動の特徴を分析し、より教育効果の高いフィードバックが可能となるシステムへと発展させていく。

### (3) 自然言語処理の高度化とビジネスへの応用

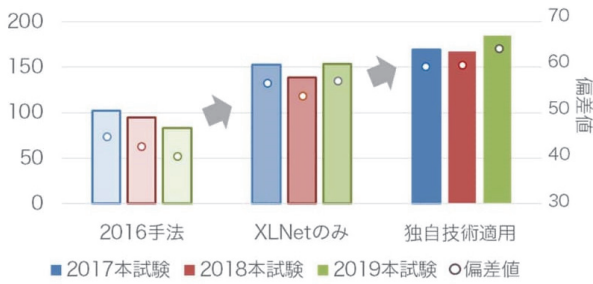
「ロボットは東大に入れるか」（以下、「東ロボ」）は、国立情報学研究所の新井教授をリーダーとし、センター試験や東京大学の2次試験の問題を解くことで、人工知能が、人間が実際に解く問題をどこまで解けるのかを明らかにすることを目的としたプロジェクトである（新井2018）。

秋田県立大学は、東ロボ英語チームの一員と

して参画し、センター試験に含まれる多様な英語問題に対する自動解答手法を開発してきた。中でも、センター試験において、会話の適切な流れを判定する会話完成文問題の解法に取り組んだ。深層学習を使って、大量の会話データから会話の自然な流れを学習するという方法を開発した（堂坂2019）。会話の自然な流れを捉える技術の開発は、コミュニケーションロボットの自然な応答生成につながる。

東ロボ英語チーム全体の成果としては、深層学習技術XLNetと独自の自動解答技術により、2019年センター試験の英語筆記本試験（200点満点）において、185点（偏差値64.1）の極めて高い成績を達成した（杉山2020）。これは、東大の合格者の平均値と同程度の成績である。図表6に東ロボ英語チームによるセンター英語本試験の成績変化を示す。2016年に開発した手法では100点程度の成績であったが、文章読解等の問題には深層学習技術XLNetを使い、深層学習技術では解けない問題には独自技術を使うことにより、飛躍的に成績が向上したことが分かる。

図表6 センター英語本試験の成績変化



こうした自然言語処理技術の高度化は、様々なビジネスにおけるサービスの付加価値向上につながる。秋田県立大学とフォームズ株式会社の共同研究においては、深層学習を含む自然言語処理技術を活用して、インターネット問い合わせフォームにおいて迷惑投稿（スパム投稿）の検知を行った（村上 2019）。今後も、公共・ビジネスの領域で自然言語処理の適用を進めていく。

#### 4 深層学習を活用したAIシステムの課題

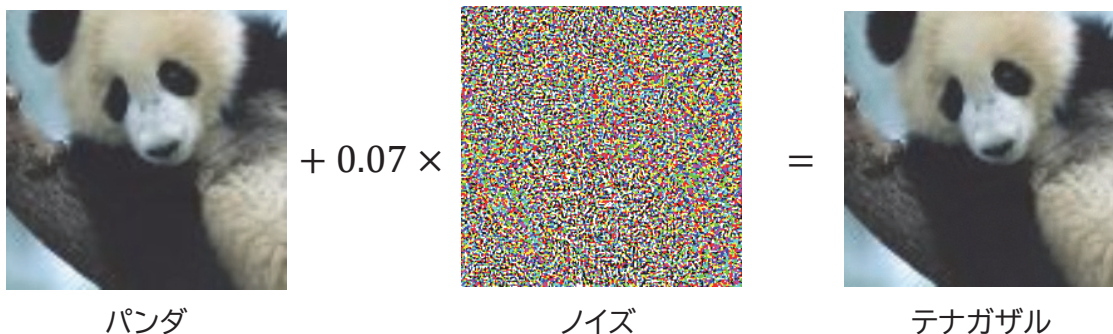
AI技術が社会に浸透していくためには、利用者に人工知能システムを信頼し、安心して使ってもらう必要がある。安全性・信頼性の観点から、深層学習を活用したAIシステムが直面する問題として、ブラックボックス問題、脆弱性問題、公平性問題を紹介する。

ブラックボックス問題とは、深層学習は、高い精度で判断することは得意であるが、その判

断の根拠を示すことが不得意であるという問題である。金融機関のシステムが顧客のローン審査を行うとしよう。ある顧客に対してローン審査が通らないという判断を示すとき、その判断の根拠を問われて、分からないと答えるシステムは信頼されないであろう。この問題に対処するため、深層学習システムが、どの情報を見て判断したかを示すという方法がある。例えば、ローン審査では、年齢、年収といった属性のうち、どの属性の影響度が大きいかを示すことが考えられる。

脆弱性問題とは、深層学習システムは、データに少しのノイズを加えるだけで、判断を誤らせることができるという問題である。ニューラルネットワークモデルが誤判定するように、微小なノイズを足した入力に敵対的サンプルと呼ばれる。図表7は、敵対的サンプルの例を示している。左の画像はパンダの画像であり、深層学習システムは正しく認識できるが、この画像に微小なノイズを加えて、右に示す画像を作成すると、この画像はテナガザルと誤って認識されてしまう。自動運転システムに搭載される画像認識システムに誤判定させることは、安全性に関する重大な懸念をもたらす。対応策としては、学習元データに敵対的サンプルを加えることで、敵対的サンプルに対する耐性を増すといった方法が提案されているが、今後の研究が必要とされる分野である。

図表7 敵対的サンプルの例（Goodfellow 2015 から抜粋）





また、人工知能システムの判断が不公平をもたらすという公平性の問題がある。例えば、顔認識プログラムにおいて、肌の色が明るい男性の誤検知率が1%未満、肌の色が暗い女性に対する誤検知率が20~35%であるとの報告がなされ、顔認識のサービスの停止などの対応につながったといった事例がある。これは、学習元のデータの大部分が肌の色が明るい男性の顔であることが原因と言われる。対策としては、予測結果の偏りを定量化・可視化するツールの利用や、法律、倫理、信頼のガイドラインに基づいて、公平性とアルゴリズムの精度のバランスをとることが挙げられる。

## 5 おわりに

深層学習を活用したAIシステムは、解くべき課題が明確に定義され、大量のデータを利用できる用途では、ときに人間を超える高い性能で判断・予測が可能である。その一方で、AIシステムが社会にさらに浸透していくためには、安全性・信頼性の観点から解決しなければならない課題も抱えている。

秋田県立大学は、秋田県の持続的発展に寄与することを狙いに、農業、交通、ビジネスなどの幅広い分野で、AI技術を活用した地域課題解決型の研究を推進している。AI技術は何でも実現できる「打ち出の小槌」ではなく、問題解決の道具に過ぎない。社会や地域が持続的に発展していくために解くべき課題を見極め、AI技術だけでなく様々な技術をうまく使いながら、課題解決に取り組んでいくことが肝要である。

### (参考文献)

新井紀子, 東中竜一郎 (編) (2018). 人工知能プロジェクト「ロボットは東大に入れるか」: 第三次AIブー

ムの到達点と限界, 東京大学出版会

堂坂浩二, 高瀬惇, 木下圭, 石井雅樹, 伊東嗣功

(2019). Generative Pre-trained Transformer を利用した会話文完成問題解決, 言語処理学会第25回年次大会発表論文集

J. Goodfellow, Jonathon Shlens, & Christian Szegedy (2015). Explaining and Harnessing Adversarial Examples, in: Proc. ICLR

池田光汰, 猿田和樹, 寺田裕樹, 張興国, 陳国躍 (2019). Deep Learningを用いたドライバーの注視対象物の評価, 情報処理学会第81回全国大会講演論文集, 6R-05

村上史生, 小笠原貴史, 堂坂浩二 (2019). インターネット入力フォームにおけるAI技術を活用したスパム投稿の検知, 電気関係学会東北支部連合大会, 2E04

中山英樹 (2017). 画像解析関連コンペティションの潮流, 電子情報通信学会誌, Vol. 100, No. 5 pp. 373-380

佐藤響, 石井雅樹, 伊東嗣功, 堂坂浩二 (2021). 果樹栽培における摘花・摘果作業の精密化を目的とした着果位置の認識, 令和2年度日本知能情報ファジィ学会東北支部研究会, 2-2

Hibiki Sato, Masaki Ishii, Hidekatsu Ito, Kohji Dohsaka (2021). Identification of Fruiting Position for Flower Picking and Fruit Picking Operations with Enhanced Precision in Fruit Cultivation, in: Proc. 9th Int. Conf. Materials Engineering for Resources, BP-10

須藤匠, 猿田和樹, 寺田裕樹, 陳国躍 (2015). 歩行者認知訓練システムTRAINを用いた反応時間の計測と分析, 第14回情報科学技術フォーラム, K-022

杉山弘晃, 成松宏美, 菊井玄一郎, 東中竜一郎, 堂坂浩二, 平博順, 南泰浩, 大和淳司 (2020). センター試験を対象とした高性能な英語ソルバーの実現, 言語処理学会第26回年次大会発表論文集