

NTT 技術ゴージャル

ISSN 0915-2318 平成2年3月5日第三種郵便物認可
令和8年11月1日発行 毎月1回1日発行 第38巻第11号(通巻452号)

11 NOVEMBER
2026
Vol.38 No.11
©NTT

特集

NTTグループのモビリティ分野における取り組み AIと人が共創する未来を支えるNTTの研究開発

トップインタビュー

鈴木 正範 NTTデータ 代表取締役社長 CEO

For the Future

現実世界を動かす「フィジカルAI」の現在地:技術,実装,プレイヤー(前編)

グループ企業探訪

NTTモビリティ

from NTTドコモ

需要家クラスタリングと時系列基盤モデルによる長期電力需要予測の取り組み

from NTT西日本

NTT西日本における新規サービス創出・競争力強化を見据えた
AI技術の研究開発についての取り組み——面接サポートAI開発



4 トップインタビュー

自分に矢を向け、手を抜かず、自分ならではの
「1番」を磨く
歴史的転換期に「提言・実装・成果」で
オンリーワンをめざす

鈴木 正範

NTTデータ 代表取締役社長 CEO



8 特集1

NTTグループのモビリティ分野における
取り組み

- 10 安心・安全な自動運転社会実現に向けた「モビリティAI」の取り組み全体像
- 16 交通事故ゼロをめざすインフラカメラを用いた交通弱者の軌跡予測技術
- 22 自動運転の無線通信を支える協調型インフラ基盤
- 27 Actor Modelを用いた分散AI推論効率化技術
- 32 4KリアルタイムAI推論を実現する超高精細映像AI推論LSIと道路監視への応用
- 37 主役登場 今泉 健太 NTT人間情報研究所



38 特集2

AIと人が共創する未来を支える
NTTの研究開発

- 40 人間の知識を汲み取り活用する高信頼のマルチエージェントシステム
——タスク遂行型AIコンステレーション®
- 45 相手や対話の状況をふまえて応え方を変える対話AIの実現へ——高EQ対話知性技術
- 50 生成AIが切り拓くソフトウェア開発の未来像
- 55 生成AI時代の大規模ソフトウェア開発を支えるトレーサビリティ自動解析技術
- 60 AI時代に向けたグリーンソフトウェア技術



64 For the Future

現実世界を動かす「フィジカルAI」の現在地：
技術, 実装, プレイヤー（前編）

72 挑戦する研究者たち

守谷 健弘

NTTコミュニケーション科学基礎研究所 フェロー

声を圧縮し、世界をつなぐ
——「知の泉」から生まれた符号化技術と国際標準



77 挑戦するイノベーター

増田 知彰

NTTドコモビジネス プラットフォームサービス本部
クラウド&ネットワークサービス部
担当部長・IoTエバンジェリスト

IoTの社会実装を通じて、AI時代の信頼されるICT基盤を
切り拓く



83 明日のトップランナー

和田 雅樹

NTTアクセスサービスシステム研究所 特別研究員

将来、光通信ネットワークの新たな基盤となる
「マルチコア光増幅器」



87 グループ企業探訪

NTTモビリティ株式会社

NTTグループの知見を1つに束ね、
自動運転を「日常に溶け込む社会インフラ」へ



91 From NTTドコモ

需要家クラスタリングと時系列基盤モデルによる長期電力需要予測の取り組み

95 From NTT西日本

NTT西日本における新規サービス創出・競争力強化を見据えた
AI技術の研究開発についての取り組み——面接サポートAI開発

100 Webサイト オリジナル記事の紹介

12月号予定
編集後記

本誌掲載内容についてのご意見、お問い合わせ先
NTT技術ジャーナル事務局
問い合わせページ <https://journal.ntt.co.jp/contact>

本誌ご購入のお申し込み、お問い合わせ先
一般社団法人電気通信協会 ブックセンター
TEL (03)3288-0611 FAX (03)3288-0615
ホームページ <https://www.tta.or.jp/>

NTT技術ジャーナルは
Webで閲覧できます。
<https://journal.ntt.co.jp/>





NTT データ

代表取締役社長 CEO

鈴木 正 範 Masanori Suzuki

PROFILE

1988年日本電信電話株式会社に入社。2016年NTT データ執行役員，2020年取締役常務執行役員，2023年取締役副社長執行役員を経て，2025年6月より現職。



自分に矢を向け、手を抜かず、自分ならではの「1番」を磨く 歴史的転換期に「提言・実装・成果」でオンリーワンをめざす

「デジタルの力で日本を元気にする」を掲げ、企業や社会の「変革パートナー」として新たな価値創造を推進するNTTデータ。最先端AIや強固な次世代インフラを一体で提供し、お客さまの本質的なビジネス成果の創出へ導く取り組みをグローバルに展開しています。コンサルティングとテクノロジーの融合や、組織や国の「枠をはみ出した」強固な連携を推進する鈴木正範NTTデータ代表取締役社長に、NTTデータの現在地と今後の展望について伺いました。

変革を加速させるため「枠をはみ出して」強固に連携

NTTデータの現在地、そして今後の成長に向けた価値提供の考え方を教えてください。

NTTデータの現在地は、まさに「次の成長ステージへの転換点」にあると考えています。私たちは1988年にNTTから分社独立し、当時は売上高2千数百億円からのスタートでした。それが、私が担当する国内事業において、昨年度の売上高が2兆円を超えるまでに成長しました。分社独立から30数年をかけて一桁上の規模に達し、さらに2023年には

国内のITサービス市場でナンバーワンという栄誉ある地位をいただくことができました。これは1つの大きな節目であり、お客さまと社員に心から感謝しています。

しかし、単に規模が拡大したことに甘んじるわけにはいきません。現在は、第4の産業革命ともいわれる「AI時代」が到来し、お客さまから求められる価値の本質が激変する重要な歴史的転換点でもあります。

これからの時代、言われたとおりのシステムを高品質につくるだけではお客さまの期待には応えられません。そこで私たちは、お客さまの経営課題そのものから「何を変えるべきか」を能動的に提言し、それを確

実に実装して、実際のビジネス成果まで責任を持って共にお届けする「提言・実装・成果」モデルを強力に進めています。

この変革を加速させるため、私は「3つの役割」と「3つの連携」を掲げてきました。「3つの役割」とは、NTTデータグループ全体のQuality Growthをけん引すること、国内外の社員20万人の知見を結集して「グローバルスタンダードな価値」を日本のお客さまに提供すること、そして「デジタルの力で日本を元気にする」ことです。これらを実現するために、①NTTグループ、②NTT DATA, Inc.、そして③NTTデータ社内の事業分野とグループ会

社とが、従来の組織の壁や国境という「枠をはみ出して」強固に連携していく。これが、私たちがめざす企業や社会の「変革パートナー」としてのあり方であり、今後のさらなる成長を確かなものにする価値提供の考え方です。

「枠」をはみ出して、どのような技術テーマに取り組まれるのでしょうか。

重点的に取り組む技術テーマとして、今年度から「AI-empowered New Value & Productivity」と「Next-Gen Infrastructure（次世代インフラ）」という2つの大きな成長エンジンを掲げています。

まず、AIは単なる業務の効率化やコスト削減のツールではありません。お客さまのビジネスプロセス、そしてビジネスモデルそのものを根本から変革し、新たな付加価値を生み出すための極めて強力な技術です。私たちは、単に「こういう優れたAIモデルがあります」と技術を単品で売り込むのではなく、お客さまの経営課題や社会課題を解決するための強力なツールとしてAIを位置付けています。

そして、この高度なAIが頭脳としてフルに真価を発揮するためには、それを安全に、安定して、かつ適切なコストで動かすための「次世代インフラ」が不可欠です。インフラを伴わないAIは成立しません。そこで重要になるのが、データセンタ、クラウド、ネットワーク、セキュリティなどを統合した基盤です。特に



ネットワーク分野においては、超高速・低遅延の次世代通信技術IOWN（Innovative Optical and Wireless Network）や、2026年4月に発表したAIネイティブインフラ「AIOWN」の実装を進めています。

このように、「AI」と、それを強力に支える「次世代インフラ」をフルスタックかつ一体で世に提供できることこそが、競合他社にはないNTTデータならではの絶対的な強みだと考えています。既存ITをモダン化し、AI活用を前提とした基盤に変革することで、お客さまの投資対効果（ROI）を最大化します。

業界知識×コンサルティング×テクノロジー×エンジニアリング

NTTデータが培ってきた技術や組織の強みが満を持して発揮されるのですね。

「提言・実装・成果」という新たなビジネススタイルを全社で具現化し、AIと次世代インフラを社会やお客さまに実装していくための実践的

な組織として、私たちは「コンサルティング」と「テクノロジー」のセグメントを新設いたしました。

NTTデータには、公共、金融、法人というお客さまの業界に根ざした非常に強力な「縦軸」の3本柱があります。これらはそれぞれの業界における深い知識や強固な信頼関係を長年培ってきた、私たちの大きな強みです。しかし、AI時代の社会課題の解決やお客さまの変革は、業界ごとの個別最適（ボトムアップ）では決して実現できません。そこで、縦軸を全社横断的に貫く「横軸」の役割として2つのセグメントを新設し、マトリックス構造によるシナジー創出を狙いました。

コンサルティングセグメントは、主に「提言」を担います。お客さまのIT部門だけでなく経営トップに深くリーチし、最重要アジェンダから逆算して変革の全体構想（WHAT）を描きます。そしてテクノロジーセグメントは、その提言を具現化する「実装（HOW）」を担います。どのようなAIを適用し、それをどのインフラ上で動かすべきかという高度



な技術と知恵を全社横断的に提供する役割です。これに縦軸が持つ深い業務知識が融合することで、「業界知識×コンサルティング×テクノロジー×エンジニアリング」の一気通貫の伴走体制を確立しました。

さらに、AIのビジネス展開では、現場からの取り組みに加え、経営トップが信念を持って取り組むことが重要になります。組織をつくって社員に命じるのではなく、私、コンサルティングセグメントトップの池田和弘副社長、そしてテクノロジーセグメントトップでCAIOである西村忠興常務の3人が一体となって、お客さまのトップ層に直接お会いし、真摯にご提案と議論を重ねています。

トップ自らが新しいフォーメーションの先陣を切ることで、社内に新たな風が吹き込まれ、グループの一体感が増しているのですね。

私たちがグローバル市場や日本社会でお客さまに唯一無二の価値を提供していくうえで、NTTグループやグローバルとの緊密な連携は極め

て重要な鍵となります。

現在、日本が直面する少子高齢化、地域課題、GXの推進、セキュリティ脅威といった複雑極まる社会課題は、個社や1つの業界の最適化だけで解くことは不可能です。だからこそ、組織や会社の枠を越えた強力な連携を通じて「NTTグループだからこそできる社会実装」を具現化し、一社一業界では解けない課題に総力で挑む必要があります。

また、グローバルに広がるネットワークも大きな武器です。現在、グループ全体20万人の社員のうち、海外メンバーが15万人を占めています。世界各地で先行するAIやデジタルの先進的なユースケースやビジネスモデルの知見を、日本のお客さまへ迅速に還元します。

その一方で、日本のお客さまの海外進出を現地で直接的かつ一元的にサポートします。そのために昨年、NTT DATA, Inc.に「JMNC (Japan Multi National Company)」という専門チームを立ち上げました。各国の現地担当者と日本の顧客担当者が密に連携をとり、グローバル一体となってお客さまを支援できる体制が整っています。

さらに、NTTグループには世界トップレベルのR&D、強力なネットワークやデータセンタ、NTTドコモビジネスが持つ巨大な顧客基盤など、圧倒的なアセットがあります。

私たちはこうしたグループの力をお客さまや社会の課題に合わせて選定・調和させる「結節点（ハブ）」

の役割を担っています。「IOWN」「AIOWN」などのインフラをフルスタックで結びつけ、最適なアプリケーションとして提供することで、高い安全性と主権性をしっかりと担保し、お客さまのビジネス成果を最大化させることが可能です。

システムでもっとも重要なのは、業務そのものを深く理解すること

鈴木社長は1988年に入社され、NTTデータとともに歩んできたと言いました。道程とそこから得た教訓を教えてください。

私がNTTに入社した1988年は、NTTデータが分社独立した年でした。そこから私のキャリアがスタートするのですが、NTTデータはNTTグループから離れて上場し、そして再びTOBで100%子会社としてNTTグループに戻るという経緯をたどります。まさに会社が一巡するタイミングで私が社長に就任したことには、運命的な因果を感じています。

入社の一きっかけは就職活動中に全国のATM網や決済ネットワークといった、社会を根底から支えているシステムをつくっていると知ったことで、「これは非常に面白そうだ」と心が動いたからです。

希望していた金融の開発現場に配属され、現場で得た最大の教訓は「システムでもっとも重要なのは、業務そのものを深く理解することだ」という点でした。金融機関がどのよう



なビジネスをし、どのようなサービスを提供しているかを徹底的に学び、それをシステムに落とし込むという経験を通じて、技術力だけでなく、業界や業務を理解する素養こそが最大の武器になると実感しました。

この歩みにおいて、私の心に深く刻まれている「3つの言葉」があります。人のせいにせず常に自分の課題として省みる「自分に矢を向けろ」、自分にしかできない独自の役割を極める「職場で1番になれ」、そしてどんな仕事にも真摯に向き合う「手を抜くな」です。この3つの教訓は、新入社員のときも、社長になった今

でも、私の大切な経営判断の軸であり、ブレない尺度です。

お客さま、社員の皆さん、技術者・研究者の皆さんへメッセージをお願いいたします。

今年度、私たちはAI時代の新しいビジネスモデルを体現する「スタートの年」を迎えました。現在、AIと次世代インフラを掛け合わせた「AIビジネスプラットフォーム」の構築を進めており、お客さまの経営課題をAIで解決するためのサービス基盤づくりを進めています。

私たちは、単に出来上がったパッ

ケージやシステムを持ち込むだけの存在ではありません。経営課題の段階から共に考え、AI時代の新しいビジネスや社会システムを共創する「変革パートナー」をめざしています。そのためには、組織や会社、そして国境の壁を越えて連携し、それぞれの強みを掛け合わせることが重要です。

社員、技術者・研究者の皆さんにも、お客さまや社会のリアルな課題から出発し、AIをはじめとする技術を課題解決につなげながら、自らの可能性を広げ、新しい価値を生み出してほしいと思います。

(インタビュー：外川智恵／撮影：大野真也)

インタビューを終えて

鈴木社長の表情がもっとも和らいだのは、趣味のカメラと旅のお話でした。旅先で見つけた切符売場の張り紙の写真を手に、「便利さの裏にある生活者の不安こそ、私たちが本当に解決すべき社会課題」と熱く語られた鈴木社長。経営者としての厳

しい視点の一方で、ファインダー越しに街を眺め、社会課題を見出すご姿勢や四季の移り変わりを愛しむご様子は、鈴木社長の仕事に対する使命感や社会への愛情をも感じます。生活者視点に寄り添うことや人間力を何よりも大切にされる鈴木社長の温かな経営哲学の本質を垣間見たひと時でした。



NTTグループの モビリティ分野における取り組み

NTTグループは、AI(人工知能)・通信・計算基盤を活用し、

ヒト・モビリティ・インフラが協調する安心・安全なモビリティ社会の実現に取り組んでいる。

本特集では、交通事故ゼロや自動運転社会の実現に向けた

技術開発、実証の最新動向について紹介する。

安心・安全な自動運転社会実現に向けた 「モビリティAI」の取り組み全体像

10

モビリティAIの考え方と実現へ向けた技術的な取り組み、およびNTTがめざすスマートモビリティ社会の未来像についての展望を紹介する。

交通事故ゼロをめざすインフラカメラを用いた 交通弱者の軌跡予測技術

16

インフラカメラの映像から歩行者や自転車といった交通弱者の将来行動を予測することによって、事故の発生を未然に回避する軌跡予測技術の概要について紹介する。

自動運転の無線通信を支える協調型インフラ基盤

22

複数のモバイル回線と通信品質予測を連携させる「協調型インフラ基盤」について、マルチパス転送の高信頼化、通信状況に応じた映像制御、AIによる制御パラメータ探索支援を解説し、自動運転実証への適用について紹介する。

自動運転

交通弱者軌跡予測

通信安定化技術

分散 AI 推論効率化

高精細映像 LSI

Actor Modelを用いた分散AI推論効率化技術 27

効率良くAI処理を行うための取り組みにActor Modelを用いるねらい、分散AI推論効率化技術の特徴、および交通監視への適用について紹介する。

4KリアルタイムAI推論を実現する 超高精細映像AI推論LSIと道路監視への応用 32

4KリアルタイムAI推論を実現する技術と評価結果に加え、モビリティ分野への応用例として、4Kの高精細さを活かして遠方の小さな危険事象もとらえる道路監視への適用について紹介する。

主役登場 今泉 健太 NTT人間情報研究所 37

人の「次の一歩」を先読みするモビリティへ



安心・安全な自動運転社会実現に向けた「モビリティAI」の取り組み全体像

少子高齢化やドライバーの人手不足を背景に、自動運転の社会実装の加速が急務となっています。NTTグループでは安心・安全な自動運転を全国へ普及させるために、車両の高度化だけではなく、道路側のカメラなど交通環境におけるさまざまな情報を連携させることが重要と考え、ヒト・クルマ・インフラ（道路）が連携する「モビリティAI」の研究開発を進めています。本稿では、モビリティAIの考え方と実現へ向けた技術的な取り組みを紹介するとともに、NTTがめざすスマートモビリティ社会の未来像について展望します。

キーワード：#自動運転, #IOWN, #AI

の み や ま よしひこ

野見山 佳彦

いちばら たかひろ

市原 孝浩

ふ か た ちかひろ

深田 周広

NTTアライアンス部門

これまでの自動運転社会実装へ向けた取り組み

近年、自動運転技術は大きく進展し、研究開発段階から社会実装段階へと移行しており、国内ではレベル4自動運転*1に向けた制度整備、公共交通や物流分野を中心に商用化へ向けた取り組みなどが加速しています。海外においてもロボタクシーをはじめとする商用サービスの展開が進んでおり、自動運転は将来技術ではなく、現実の社会課題を解決する手段として期待が高まっています。

具体的には、少子高齢化や人口減少に伴うドライバー不足、地域交通の維持、物流需要の増加などの社会課題が挙げられ、特に地方部では、路線バスの減便や廃線が進み、高齢者をはじめとする地域住民の移動手段確保が重要な課題となっています。また、物流分野においても、労働力不足への対応と輸送効率の向上を両立することが求められています。

NTTグループでは、これらの社会課題の解決に向けて、自動運転を重要な事業領域の1つとして位置付け、これまで各地の自治体や交通事業者と連携し、さまざまな自動運転実証を行ってきました。2025年度以前の実証実績は、累計で全国60件を超え、2026年度は32都市での運行を予定しています。

こうしたNTTグループ各社が積み重ねてきた自動運転の実証知見を集約し、商用化を加速するため、2025年12月にNTTモビリティを設立しました。NTTモビリティは、自動運転車両の提供・管理、導入・運用支援、遠隔監視システムの提供という3つのサービスをワンストップで交通事業者・自治体などに提供し、より安心・安全でサステナブルな自動運転社会の実現をめざします⁽¹⁾。

また、安全な走行を支援する取り組みの推進として、電柱などのインフラを活用し、車両に搭載されたセ

ンサだけでなく、道路側のカメラやセンサから得られる情報も利用する路車協調*2（図1）により、交差点の死角や見通し外の状況を共有しています。

加えて、NTT武蔵野研究開発センタ周辺には、NTTモビリティ独自の自動運転実証フィールド「Co-Creation Hub」（図2）を整備し、車両・システムの技術検証、遠隔監視サービスの効率化、路車協調技術の検証をパートナーや地域の皆様と共に継続的に進めていきます。各地域で得られた課題や知見をCo-Creation Hubに持ち帰り、技術とサービスの改善につなげ、その成果を再び各地域へ展開することで、自動運転サービスの継続的な高度化を図ります。

*1 レベル4自動運転：特定の条件下で、システムがすべての運転操作を担う自動運転。

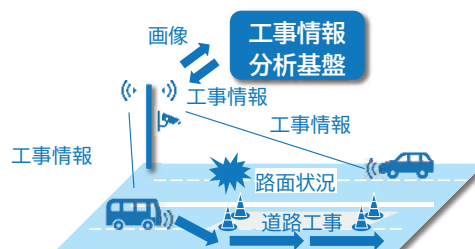
*2 路車協調：道路インフラと車両が情報を共有し、安全・円滑な走行を支援する仕組み。

死角に潜む危険への対応



死角からやってくる車両の情報を
車両相互に提供、減速、停車の指示

道路環境の提供



道路工事、災害時などの環境情報の提供、
安全な走行ルートの指示

図1 路車協調技術・システムの活用例



図2 Co-Creation Hub

安心・安全な自動運転社会の実現に向けた仕組み「モビリティAI」

こうした取り組みを全国へ持続的に展開していくためには、すべての地域において自動運転車両のような高度なクルマやインフラが一様に整備されることを前提とするのではなく、地域ごとの整備状況や交通環境の違いを踏まえ、ヒト・クルマ・イ

ンフラ（道路）が相互に連携し、それぞれが有する機能や情報を補完し合う仕組みへと発展させていくことが重要です。

このため、NTTではヒト・クルマ・インフラ（道路）から得られる多様な情報をAI（人工知能）によって認識・予測し、交通社会全体の安全性や利便性の向上をめざす「モビリティAI」の実現に資する研究開発を進めています。

「モビリティAI」はすべての移動が安心に包まれる、新しい安全のかたちをつくり出すコンセプトです。AIが、ヒト・クルマ・インフラ（道路）など、街全体から生まれる膨大なデータを瞬時に統合し、街全体をリアルタイムで見渡します。これにより、見えない危険を予知してドライバーへ注意喚起する、渋滞緩和をはじめとした都市全体の生活をよりスマートにするなど、社会全体の管

制塔として機能することをめざします (図3)。

モビリティAIを実現するためには、生成される膨大なデータを効率的にAI処理し、その結果をヒトやクルマへ低遅延かつ切れ目なく伝達できる仕組みが必要となります。NTTは、中核技術であるIOWN (Innovative Optical and Wireless Network)、計算基盤、全国に広がるデジタルインフラとAIを組み合わせることで、

この仕組みの実現をめざします。さらにこの仕組みを自動運転にとどまらず、自律的に動く機械を活用するあらゆる産業へ展開し、それぞれを協調させることで、安心・安全で便利な社会を支えていきます (図4)。

ここでは、モビリティAIを支える主要な技術要素として、「AI」「IOWN」「計算基盤」「デジタルインフラ」について、それぞれの特徴を概説します。

(1) AI

路側カメラや車載カメラでとらえた情報から死角を含めた道路状況をデジタルツイン上で再現し、高精度に推定した車両位置に合わせて数秒先の衝突危険性を判定、事前に通知するAIの開発を行っています (図5)。

特に、歩行者や自転車などの交通弱者については、突然の飛び出しや予測しにくい行動など、挙動の予測が難しいことから、重点的に技術開発を進めています。本特集記事『交通事故ゼロをめざすインフラカメラを用いた交通弱者の軌跡予測技術』では、この交通弱者の軌跡予測技術について詳しく紹介します。

(2) IOWN

IOWN APN (All-Photonics Network) の低遅延・大容量・高信頼なネットワーク技術を活用し、クルマやインフラ (道路) から生成される大容量のデータを、必要な場

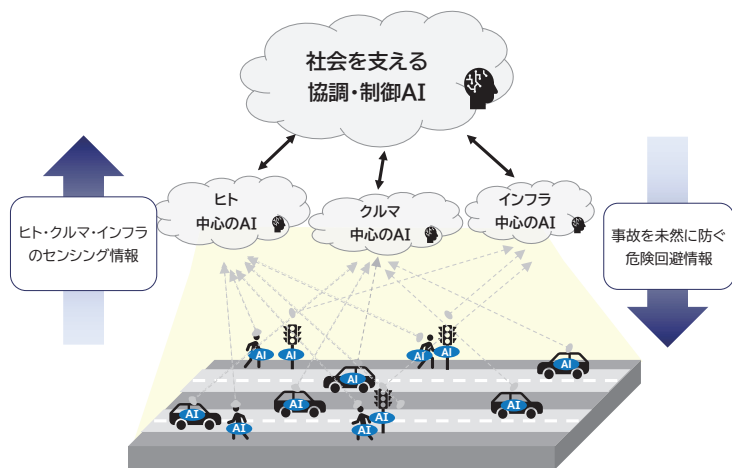


図3 モビリティAIのコンセプト



図4 モビリティAIを支えるテクノロジー

所へ低遅延かつ安定的に伝送し、リアルタイムに処理・活用できる通信基盤の高度化を進めています。

自動運転では、車両周辺の映像やセンサ情報だけでなく、遠隔監視や路車協調に必要な情報をリアルタイムに共有することが求められます。そのため、データ量の増加や利用シーンの多様化に対応しながら、必要な

情報を必要な場所へ確実に届けるネットワーク技術が重要となります(図6)。

特に、ヒト・クルマ・インフラ(道路)間の協調では、移動に伴って通信環境が刻々と変化する中でも、映像や制御情報を途切れることなく伝送することが求められます。また、将来的には複数の自動運転車両や路

側設備、遠隔監視センタが広域に連携しながら運用されることも想定されており、高品質な通信基盤の重要性はさらに高まっています。本特集記事『自動運転の無線通信を支える協調型インフラ基盤』では、こうした通信要件を支える協調型インフラ基盤について詳しく紹介します。

(3) 計算基盤

膨大なAI処理を担う計算基盤として、ネットワーク上に分散配置されたGPUなどの計算リソースを柔軟に活用する分散型計算基盤の研究開発を進めています。IOWN APNによる低遅延・大容量通信を活用することで、地理的に離れた計算リソースを一体的に利用し、処理負荷や通信状況、データの発生場所などに応じて、必要な計算処理を適切な場所で行うことができる環境の実現をめざしています。実際にNTTグループ

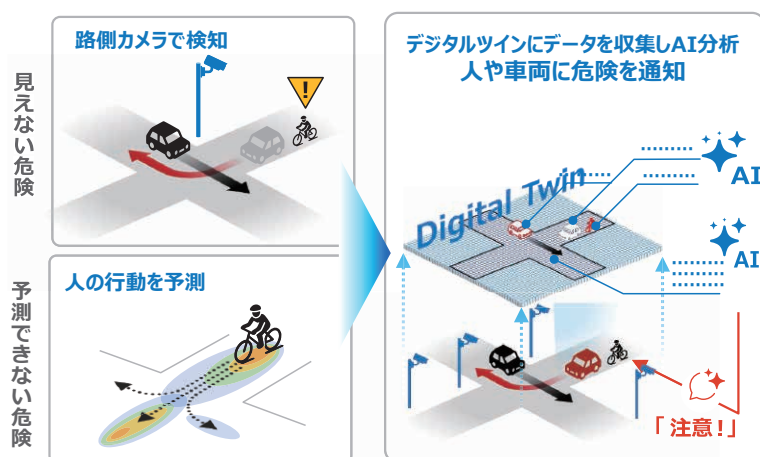
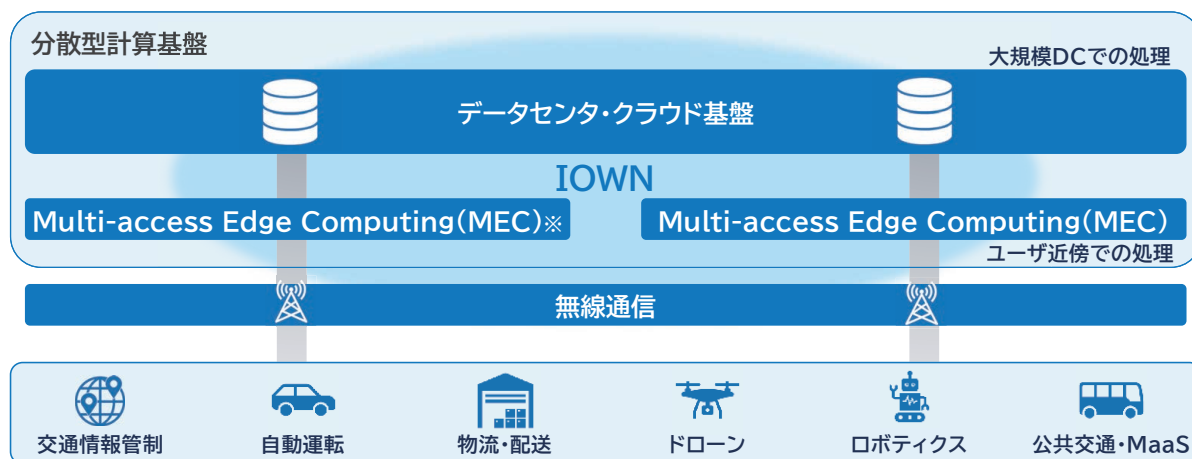


図5 交通状況認知・予測AIの概要



※MEC(Multi-access Edge Computing):5Gで分散処理を実現するエッジコンピューティング技術または規格

図6 モビリティAI基盤全体像

では、全国8拠点に分散配置したGPUをIOWN APNで接続し、分散AI学習や分散AI推論^{*3}などを検証可能な「GPU over APN Testbed」の提供も開始しています(図7)。

モビリティAIでは、この分散型計算基盤を活用し、クルマやインフラ(道路)などから得られる情報を効率的にAI処理していきます。

加えて、観測対象やクルマの移動に伴って、必要となるAI処理や、その最適な実行場所も動的に変化します。こうした変化に追従しながらAI処理を効率的に実行するため、AIの連携や配置を動的に制御する分散AI推論効率化技術にも取り組んでいます。本特集記事『Actor Modelを用いた分散AI推論効率化技術』では、この分散AI推論効率化技術について詳しく紹介します。

(4) デジタルインフラ

全国47都道府県に広がる電柱などの既存インフラを活用し、カメラやセンサを面的に配置することで、道路状況や周辺環境を広域かつ継続的に把握できるデジタルインフラの整備を進めていきます。

デジタルインフラを効率的に展開するためには、カメラの設置台数を抑えつつ、広い範囲を高精度に監視できることが重要です。そこでNTTでは、4K映像の高精細さを活かし、少ないカメラ台数で広範囲をとらえながら、リアルタイムかつ低電力でAI推論を実行できる超高精細映像AI推論LSI^{*4}の研究開発を進めています。本特集記事『4KリアルタイムAI推論を実現する超高精細映像AI推論LSIと道路監視への応用』では、この超高精細映像AI推論LSIについて詳しく紹介します。

NTTグループが描くスマートモビリティ社会

今後、地域交通は単なる移動手段にとどまらず、人やモノの移動を通じて地域のさまざまなサービスをつなぐ社会インフラへと進化していくと考えています。その実現には、自動運転車両そのものの高度化だけでなく、通信、データ、AI、分散型計算基盤、さらにはそれらを地域に広く展開するデジタルインフラを一体として構築していくことが重要です。

NTTグループは、これらの技術を組み合わせることで、地域交通を起点として、防災、医療、物流、観光、行政などのさまざまな地域サービスと連携できる共通基盤の実現を

^{*3} AI推論：学習済みAIが入力データから認識・予測・判断を行う処理。

^{*4} LSI：多数の電子回路を1つの半導体チップ上に集積した大規模集積回路。

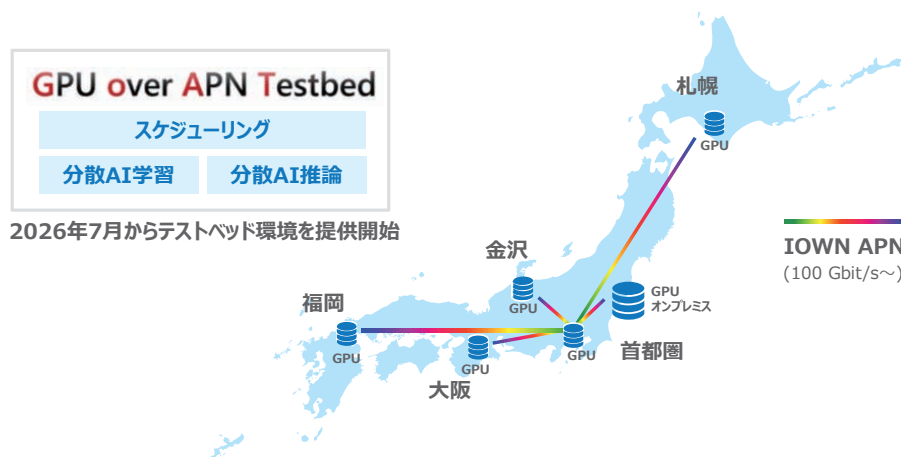


図7 分散型計算基盤概要



図8 NTTグループが描くスマートモビリティ社会

めざします。モビリティを通じて得られるリアルタイムな情報と、地域に存在するさまざまなデータやサービスをつなぎ、ヒト・モノ・サービスが相互に協調することで、地域の暮らしや産業を支えるスマートモビリティ社会の実現に貢献していきます（図8）。

例えば、自動運転車両や路側インフラから収集される映像・位置情報・環境情報は、安全運行のためだけでなく、道路異常の早期発見、防災・減災に向けた状況把握、高齢者や子どもの見守り、物流効率化、観光地の混雑分析など、多様な分野への活用が期待されています。モビリティ分野で整備されるデジタルインフラをマルチユース化することで、地域全体のDX（デジタルトランスフォーメーション）を支える基盤として活用することが可能になります。

また、今後は自動運転車両だけで

なく、配送ロボットやドローンなどの自律移動体の活用も拡大していくことが想定されます。これらの移動体がそれぞれ独立して稼働するのではなく、AIによる認識・予測技術、通信基盤、計算基盤を共有しながら協調することで、地域全体の移動や物流の効率化、安全性向上につながることが期待されます。

さらに、モビリティから得られるデータが継続的に蓄積されることで、地域の交通状況や人流、物流の動きをデジタル空間上で把握することが可能になります。これにより、交通施策の立案、防災計画の高度化、観光施策の最適化など、自治体による街づくりへの活用も期待されています。

NTTグループは、モビリティAIを中核として、ヒト・クルマ・インフラ（道路）のみならず、多様な産業や地域サービスがデータによってつながる社会基盤の実現をめざして

います。今後もAI、IOWN、計算基盤、デジタルインフラの研究開発と社会実装を進めることで、自動運転の普及を支えるとともに、安心・安全で持続可能なスマートモビリティ社会の実現に貢献していきます。

参考文献

- (1) NTT モビリティ: “NTTグループの知見を1つに束ね、自動運転を「日常に溶け込む社会インフラ」へ,” NTT 技術ジャーナル, Vol.38, No.11, pp.87-90, 2026.



（左から）野見山 佳彦 / 市原 孝浩 / 深田 周広

AI, IOWN, 分散型計算基盤, デジタルインフラなど、NTTならではの先進技術を活用し、社会全体でより安心で安全な自動運転を実現するための研究開発に取り組んでいます。

◆問い合わせ先

NTT 研究開発マーケティング本部
アライアンス部門
モビリティビジネス担当



交通事故ゼロをめざすインフラカメラを用いた交通弱者の軌跡予測技術

交通事故のない社会の実現に向けて、車載センサとインフラセンサを協調させる路車協調の取り組みが進められています。NTT人間情報研究所では、インフラカメラの映像から歩行者や自転車といった交通弱者の将来行動を予測することによって、事故の発生を未然に回避する軌跡予測技術の研究に取り組んでいます。本技術は、歩行者の周囲の環境情報を明示的に考慮することで、学習時と異なる交差点にも適用しやすい頑健な予測を実現するものです。本稿では、横須賀市内の3カ所の交差点において取得した実データを用いて、5秒後の位置を平均約35 cmの誤差で予測できることを確認した評価結果とともに、本技術の概要と今後の展望について紹介します。

キーワード：#軌跡予測、#交通弱者、#路車協調

むらさき かずひこ いまいずみ けんた
村崎 和彦 / 今泉 健太
こなが い しゅんすけ せりざわ ゆか
小長井 俊介 / 芹澤 優花
まつもと たかひろ さの たかし
松元 崇裕 / 佐野 卓

NTT人間情報研究所

事故ゼロをめざす取り組み

交通事故のない社会の実現は、交通にかかわるすべての人々に共通する願いです。我が国の交通事故死者数は長期的に減少を続けているものの、2025年においても年間2547人が亡くなっており、そのうち歩行中および自転車乗用中の死者が約半数を占めています。国の交通安全基本計画においても、歩行者・自転車利用者の安全確保は重点課題として位置付けられており、車両側の安全技術の高度化だけでは防ぎきれない事故への対策が求められています⁽¹⁾。

こうした背景のもと、自動運転や車載センサへのさまざまな取り組みがなされる昨今、自動車に搭載されたセンサの情報とインフラ側に設置されたセンサの情報を適切に協調連携させることによって、あらゆる事故を未然に防ぎ、事故ゼロをめざす取り組みが行われています。道路側に設置されたインフラ設備から得ら

れる情報と自動車側で得られる情報を連携させる取り組みは路車協調と呼ばれ、協調型の自動運転を実現するための重要な要素として推進されています。車両・インフラの技術開発に加えて、ドライバーや歩行者に対する安全教育を含めた三位一体の取り組みによって事故ゼロをめざす動きが広がっています。

そうした中で、インフラ側のセンサによって取得可能となる重要な情報の1つに、車両の死角に存在する交通弱者（歩行者および自転車等）の動きがあります。ドライバーが自動車から認識できる情報には限りがあり、それは自動運転等の車載センサによって得られる情報においても同様です。車載センサは車両を中心とした視点で周囲をとらえるため、建物や駐車車両、先行車両などによって生じる死角を原理的に避けることができません。これに対して、交差点などの高所に設置されたインフラカメラは、俯瞰的な視点から交

通環境全体を継続的にとらえることができるため、車両側からは見えな

い交通弱者の存在やその動きを補完的に提供できるという特長があります。

死角に存在する交通弱者の動きや、視野内にいても想定と異なる交通弱者の動きが、思わぬ事故を引き起こすことがあります。さらに、交通弱者の存在を単に検知して伝えるだけでは、走行車両が回避行動をとるための時間的余裕が十分に確保できない場合もあります。時速40 kmで走行する車両は1秒間に約11 m進むため、直前の情報提示では十分な対応ができません。しかし、数秒先の動きを予測して伝えることができれば、ドライバーや自動運転システムが対処できる余裕は大きく変わります。このため、事故の原因となり得る交通弱者の挙動をインフラセンサによって認識するだけでなく、その将来の動きまでを予知することが重要な課題となっています。

インフラカメラによる交通弱者の動き予測

NTT 人間情報研究所では、こうした事故の発生を未然に防ぐことを目的として、交差点などに設置されたインフラカメラの情報から、交通弱者の将来の動きを予測する研究に取り組んでいます。

本技術では、カメラ映像から検出・追跡される歩行者や自転車の位置を、俯瞰視点におけるX-Y座標によって表現し、俯瞰平面上における移動軌跡を予測することによって将来行動を表現します。俯瞰平面上で位置を扱うことにより、カメラの設置位置や画角に依存しない共通の座標系で交通参加者の動きを記述でき、走行車両や管制システムとの情報連携も容易になります。

想定するシステムの全体像を図1に示します。交差点付近のスマートポール^{*1}などに設置されたインフラ

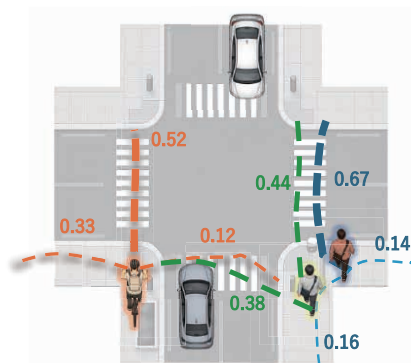
カメラの映像を路側のエッジ装置で処理し、交通弱者の検出・追跡と軌跡予測を行います。予測された移動軌跡によって、走行車両と衝突するおそれのある道路への飛び出しが予測された場合に、ITS（Intelligent Transport Systems）無線やセルラー通信などの路車間通信を介して、走行車両に対して未然に注意喚起を行うような管制システムの実現を想定しています。例えば、見通しの悪い交差点に進入しようとする車両に対して、死角から接近する自転車の存在とその予測進路をあらかじめ伝えることができれば、ドライバーや自動運転システムは余裕を持って減速などの回避行動をとることが可能となります。

俯瞰平面における交通弱者の動き予測を実現するためには、大きく2つの課題があります。1つは、予測モデルを学習・検証するための実環境データが不足していることです。

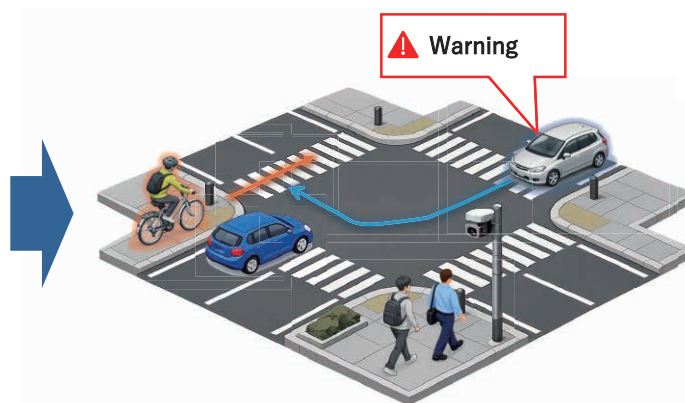
軌跡予測の研究分野では、ETH/UCY^{*2}やStanford Drone Datasetといった公開データセットを用いた検証が広く行われていますが⁽²⁾、日本国内の交差点を対象とした、事故につながり得る危険な行動まで含んだデータは十分に存在していません。もう1つは、学習データと異なる環境においては人間の行動予測が難しくなることです。人間の行動は周囲の道路構造や交通状況に大きく影響されるため、ある交差点で学習したモデルを別の交差点にそのまま適用すると、予測精度が大きく劣化してしまうおそれがあります。実際の管制システムとして展開する際に、設置場所ごとに大量のデータを取得してモデルを学習し直すことは現実的ではないため、未知の環境に対する

* 1 スマートポール：カメラや各種センサ、通信設備などを備えた多機能な街路灯・柱状設備。

* 2 ETH/UCY：歩行者軌道予測のための代表的なベンチマークデータセット。



交差点における歩行者・自転車の動きを予測



事故を予見しドライバーに注意喚起

図1 路車協調による注意喚起の実現イメージ

頑健性の確保は実用化に向けた重要な要件となります。

これら2つの課題に対して、私たちは横須賀市において実際に映像データを取得し、軌跡予測モデルの学習・評価を進めました。

横須賀市の交差点でのデータ取得

前述の2つの課題に取り組むためには、傾向の異なる実環境のデータを自ら取得することが不可欠です。そこで横須賀市にご協力いただき、市内の3カ所の交差点において、歩行者・自転車の動きに関する映像データを取得しました（図2）。各交差点にカメラを3～4台設置し、交差点内部において漏れなく交通弱者の動きを追跡できる映像を撮影しました。

1カ所目は道幅の狭い駅前の交差点で、道路を横断する歩行者も多いために行動の予測が難しく、かつ危険性のある場所です。2カ所目は駅

前の広めの道路で、交通量がある中で歩行者も多く、同様に危険性の高い環境です。3カ所目は車の通行が主体の大型交差点で、歩行者は少ないものの車道を通行する自転車が存在し、右左折車と横断歩道通行者とのニアミスが多くみられる場所です。これら傾向の異なる交差点のデータを用いることで、交差点ごとの行動傾向を分析できるだけでなく、一部の交差点で学習した軌跡予測の手法が、学習に用いていない交差点環境においてどの程度精度劣化するかを定量的に評価することができます。

なお、公共空間で不特定多数の歩行者を撮影する研究であることから、プライバシーの保護には特に配慮しています。撮影にあたっては横須賀市の許可を取得し、撮影中である旨を現地に掲示しました。軌跡予測の学習・評価に用いるのは、後述するアノテーション^{*3}によって得られる俯瞰平面上の位置座標のみであり、顔や車両ナンバーなどの画像情報はモデルの学習には使用していません。

撮影した映像データには、人手によるアノテーションを付与して正解データを作成しました。まず、大量の録画映像の中からアノテーションする価値のある映像を選定します。具体的には、歩行者や自転車が多数写っており、かつ歩行者の行動としてやや危険な行動を含む映像を優先して選定し、その前後2分程度を切り出してアノテーション対象としました。危険行動を意図的に選出することで正常な行動のモデリングができなくなるのではないかと懸念もありましたが、シーン全体においては正常な動きが主であることから、危険行動をねらって収集することが学習データとして良いバランスになると判断しました。

選定された映像データに対しては、人手により対象を囲む矩形を付与し、画像内における正解位置を設定しま

^{*3} アノテーション：機械学習の学習・評価に用いるため、映像や画像などのデータに対して正解となる情報（本稿では対象の位置を示す矩形）を人手で付与する作業のこと。

	①駅前・狭い道路（久里浜交差点）	②駅前・主要道路（北久里浜交差点）	③主要道路同士の交差（大津交差点）
概観			
危険行動発生率※	10.70%	3.83%	1.91%

※選定したデータのうち「信号無視」「歩道外の移動」など危険行動をした人の割合

図2 さまざまな交差点における実際の軌跡データ取得

した。さらに、カメラ映像と交差点を俯瞰からとらえた衛星画像との対応関係を設定することで、画像座標を交差点の俯瞰平面座標に変換する射影変換行列^{*4}を算出し、正解矩形から交差点内での歩行者・自転車（エージェント）の位置を特定しています。併せて、同じ衛星画像上で歩道・車道・横断歩道などの領域を手で塗り分け、後述する環境マップとして利用しています。

環境情報の分離による軌跡予測

ここでは、私たちが開発した軌跡予測手法⁽³⁾について簡単に解説します（図3）。

従来の軌跡予測手法の多くは、学習データと類似の環境において性能評価をしており、周囲の環境が行動に与える影響を十分に考慮できていませんでした。こうした手法では、

学習データに含まれる環境に固有の行動パターン、例えば「この場所ではこの方向に歩く人が多い」といった傾向を暗黙的に記憶してしまうため、道路構造の異なる環境に適用した際に予測が破綻しやすいという問題があります。提案手法の基本的な考え方は、歩行者の行動を「環境に依存する要素」と「歩行者自身の動きの特性」とに分離してとらえることにあります。すなわち、交差点の絶対座標で行動を記憶するのではなく、予測対象の歩行者ごとに、将来の動きに影響を与える環境情報を歩行者中心の相対的な形式で明示的に入力し、環境と行動の関係そのものを学習させることで、適用環境や状況の変動に対して頑健な行動予測を実現します。

具体的には、予測対象の歩行者に対して、直前3秒間の過去の軌跡情報だけでなく、歩道や車道、横断歩道の配置を表す周囲の環境マップや、

その歩行者の視野内に含まれる車両などの情報を環境情報として入力します。これらの情報を畳み込みニューラルネットワークで符号化し、この歩行者が5秒後にどこにいる可能性が高いかを示すヒートマップを目的地の分布として出力します。歩行者に対する相対的な形式で環境情報を明示的に入力することで、特定の場所の記憶ではなく、「車道が近づけば減速する」「接近する車両があれば道を譲る」といった、環境の変化に対する行動の変化そのものを学習することができ、学習時と異なる環境にも適用しやすくなります。

次に、予測された目的地のヒートマップに基づいて、その確率に応じたサンプリングを行い、複数の歩行軌跡を生成します。ここでの軌跡生

^{*4} 射影変換行列：ある平面上の座標を別の平面上の座標へ変換する行列。本稿では、カメラ画像上の座標を交差点の俯瞰平面上の座標に変換するために用います。

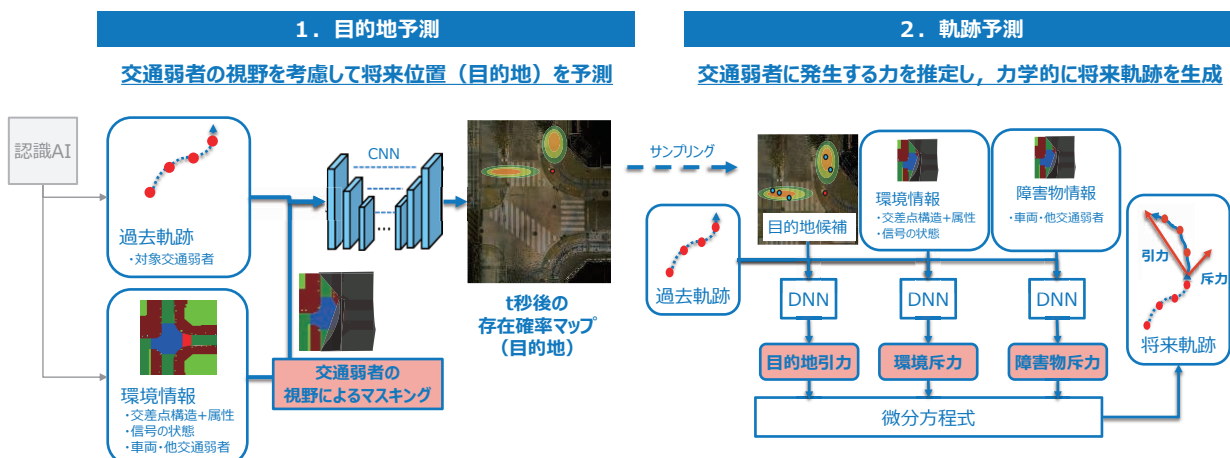


図3 提案する軌跡予測手法の概要

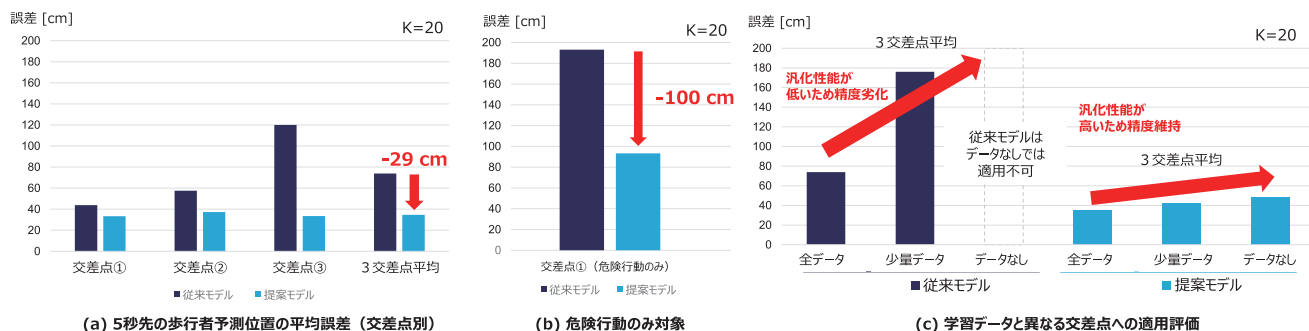


図 4 実データを用いた行動予測の性能評価

成においては、ソーシャルフォースモデル^{*5}の考え方にない、目的地に対する引力と周囲の障害物や他の交通参加者から受ける斥力を用いた物理的な定式化を活用し、障害物を避けながら目的地へ向かう自然な軌跡を生成します⁽⁴⁾。軌跡の生成過程を学習ベースの構成にせず物理モデルに基づいて構成することで、環境が変わっても破綻のない軌跡を安定して生成できます。

人の動きを確定的に1つに予測することは非常に難しく、同じ状況からでも複数の行動があり得ます。そこで提案手法では、各エージェントについて20本の軌跡を生成し、その分布から道路への飛び出しといった危険な行動が起こり得るシーンかどうかを評価します。発生確率が低くても危険な行動の可能性を提示できることは、安全を目的とする本用途において重要な性質であると考えて

います。

実データにおける 予測性能評価

撮影した交差点データを用いて、提案手法の学習・評価を行いました。評価においては直前3秒間の観測から5秒後までの軌跡を予測しており、計測範囲内に8秒間以上存在したエージェントが評価対象となります。評価指標には、予測終点における位置誤差を示すFDE (Final Displacement Error) を用いました。生成した20本の予測軌跡のうち正解の軌跡にもっとも近いものを対象としてFDEを算出するminFDE (minimum FDE) が軌跡予測の分野においてよく用いられており、本稿においてもminFDEによって予測性能を評価します。

まず、各交差点のデータをそれぞれ学習用と評価用に分割し、同一交差点内で評価した結果を図4(a)に示します。交差点によって性能にばらつきがあるものの、3交差点平均の

minFDEは約35 cmとなりました。比較手法として、過去の軌跡データから現在の軌跡と類似したものを検索し、その後の動きをそのまま予測とする事例ベースの手法(k近傍法)を用いた場合のminFDEは約74 cmであり、提案手法が上回っています。交差点における注意喚起という用途を考えると、歩行者が車道に飛び出すか否かを判別するのに十分な水準の精度が得られていると考えています。

次に、歩行者が横断歩道以外の場所から車道へ進入する等の危険を伴う挙動を「危険行動」と定義し、評価データ中の危険行動のみに着目した評価では(図4(b))、提案手法のminFDEは約93 cmと、比較手法の約193 cmに比べて改善はみられたものの、危険でない行動に比べて予測性能が悪化していることが分かりました。危険行動は発生頻度が低く学習データ中の事例数も限られることに加え、一般的な行動の分布から外れた行動が多く含まれることが要因と考えられます。本研究の目的か

*5 ソーシャルフォースモデル：歩行者の動きを、目的地へ向かう力と、他の歩行者や障害物から遠ざかる力の合成として物理的に表現するモデル。

らすれば、本来もっとも精度良く推定したいのは危険行動であるため、危険行動に対する予測精度の向上が今後の課題となります。

一方で、学習データに含まれない交差点に対する頑健性を評価するため、3交差点のうち2交差点のデータで学習したモデルを残る1交差点に適用する実験を、組み合わせを入れ替えて行いました（図4(c)）。評価対象の交差点データを10分間のみ学習に加える「少量データ」設定と、評価対象の交差点データを全く用いない「データなし」設定において、それぞれ評価を行ったところ、事例ベースの手法では少量データ設定においてminFDEが約2.41倍劣化しているのに対して、提案手法ではデータなし設定においても約1.37倍の劣化にとどまり、提案手法の方が劣化の程度が抑えられることが確認できました。

まとめと今後の展望

本稿では、インフラカメラの映像から交通弱者の将来の動きを予測する軌跡予測技術と、横須賀市の交差点で取得した実データによる評価結果を紹介しました。環境情報を歩行者中心の相対的な形式で明示的に扱うことで、学習時と異なる交差点においても劣化の少ない予測が可能であることを確認しましたが、現在の交通弱者軌跡予測アルゴリズムは、

まだ多くの解決すべき課題を抱えています。

もっとも重要な課題はリアルタイム性です。実際の交通環境において走行車両に対する適切なフィードバックを返すためには、映像の取得から予測結果の配信までの処理の遅延をできる限り減らす必要があります。また、これまでの評価は人手で付与されたエージェント位置に基づいて行ってきました。実運用においては物体の検出・追跡を自動化する必要がありますが、その際には誤追跡によって軌跡予測が大きく影響を受ける可能性があり、追跡誤差に対する頑健性の検証も必要です。夜間や雨天など、カメラ映像の品質が低下する条件での性能確認や、LiDAR (Light Detection and Ranging) やミリ波レーダなど他のインフラセンサとの融合による補完も検討課題です。さらに、生成した20本の軌跡候補から危険度をどのように判定し管制システムにおいて活用するか、前述の危険な行動に対する予測精度の向上も課題となっています。

交通事故ゼロに向けた取り組みはまだ要素技術検討のフェーズですが、今後は検出・追跡から予測までを一貫して自動処理するリアルタイム実証を進めるとともに、車両側の管制システムとの連携検証を通じて、スマートポールや自動運転車の普及に合わせた技術のブラッシュアップを進めていきます。

参考文献

- (1) <https://www8.cao.go.jp/koutu/kihon/keikaku12/index.html>
- (2) K. Mangalam, et al.: "From goals, waypoints & paths to long term human trajectory forecasting," ICCV2021, 2021.
- (3) 今泉・村崎・松元・小長井・谷田: "交差点を対象とした歩行軌跡推定," 第32回画像センシングシンポジウム (SSII2026) 講演論文集, IS1-34, 2026.
- (4) D. Helbing and P. Molnar: "Social force model for pedestrian dynamics," Physical Review E, Vol.51, No.5, 1995.



(上段左から) 村崎 和彦/ 今泉 健太/
小長井 俊介
(下段左から) 芹澤 優花/ 松元 崇裕/
佐野 卓

交通事故のない社会の実現には、車両からは見えない交通弱者の動きをインフラ側で予測し、先回りして危険を伝えることが重要だと考えています。実際の交差点データに基づく技術検証を積み重ね、安心・安全な交通環境の実現に貢献していきます。

◆問い合わせ先

NTT人間情報研究所
サイバー世界研究プロジェクト
サイバーフィジカルシステムグループ



自動運転の無線通信を支える協調型インフラ基盤

レベル4自動運転の遠隔監視では、走行中も車載カメラ映像や制御情報を安定して伝送する通信基盤が重要です。本稿では、複数のモバイル回線と通信品質予測を連携させる「協調型インフラ基盤」について、マルチパス転送の高信頼化、通信状況に応じた映像制御、AI（人工知能）による制御パラメータ探索支援を解説し、自動運転実証への適用事例と今後の展開を紹介します。

キーワード：# IOWN, # 自動運転遠隔監視, # 通信安定化

かわの たいち あんのう そおと
河野 太一 / 安納 爽響
こまつ せいや おかだ まさき
小松 聖矢 / 岡田 昌樹
つばき たくま あずま のぶひろ
鰐木 拓磨 / 東 信博
とうじょう たくや
東條 琢也

NTTネットワークサービスシステム研究所

自動運転向け遠隔監視システムにおける無線通信の課題

少子高齢化や人口減少に伴うドライバー不足が深刻化する中、自動運転は、地域公共交通の維持や物流の効率化、移動の安全性向上を支える手段として期待されています。中でもレベル4自動運転は、あらかじめ定められた走行環境条件の範囲内で、運転者を必要とせずに自動運行装置が運転操作を担うものです。2023年4月に施行された改正道路交通法では「特定自動運行」が制度化され、無人運行において遠隔監視方式を採用場合には、遠隔監視場所への特定自動運行主任者の配置や、車両周囲・車内の映像、音声、位置情報を常時かつ即時に確認できる設備などが求められます。

遠隔監視システムでは、車載カメラの映像や位置・車両状態などを監視センタへ送信し、オペレータが運行状況を把握するとともに、異常時には運行終了や車両停止などの必要な措置を講じます。このため無線通信には、複数の映像を伝送するため

の十分な帯域に加え、映像や制御情報を低遅延かつ途絶なく届ける高い信頼性が求められます。

一方、移動する車両では、建物などによる電波遮蔽、基地局の切り替え、通信混雑などによって通信品質が時々刻々と変化します。その結果、映像の劣化・途絶や制御情報の遅延が生じる可能性があります。こうした変動の大きい無線環境においても、遠隔監視に必要な通信品質を安定的に確保するため、NTTでは「協調型インフラ基盤」の研究開発を進めています。

協調型インフラ基盤による通信安定化

協調型インフラ基盤は、デバイス、ネットワーク、クラウドの各機能を連携させ、エンド・ツー・エンドで通信品質を安定化するための基盤です⁽¹⁾ (図1)。

本基盤では、複数のモバイル回線を同時に利用し、通信品質に応じてデータの転送方法を制御します。車両側とクラウド側に配置するマルチ

パス転送ゲートウェイ (MP 転送 GW) は、複数回線を束ね、各回線の状態に応じてパケットの転送経路を制御することで、一部の回線で品質が劣化した場合にも安定したデータ伝送を実現します。

また、Cradio®の無線通信品質予測技術⁽²⁾を用いて、車両の将来走行位置における通信品質を予測し、品質が実際に悪化する前から先回りした制御を行います。さらに、協調制御ゲートウェイ (協調制御 GW) が、車両、遠隔監視システム、通信制御機能などの間で情報を流通させ、各機能を連携させます。

このように、現在の通信品質に応じて即時に対応するリアクティブな制御と、将来の品質変化を見越したプロアクティブな制御を組み合わせることで、変動する無線環境に対応します。以下では、ネットワーク側でデータ伝送を高信頼化するMP転送GW、通信状況に応じて映像の送信レートを調整する映像制御、これらの設定を効率的に最適化するAI (人工知能) 制御コンフィグレータについて説明します。

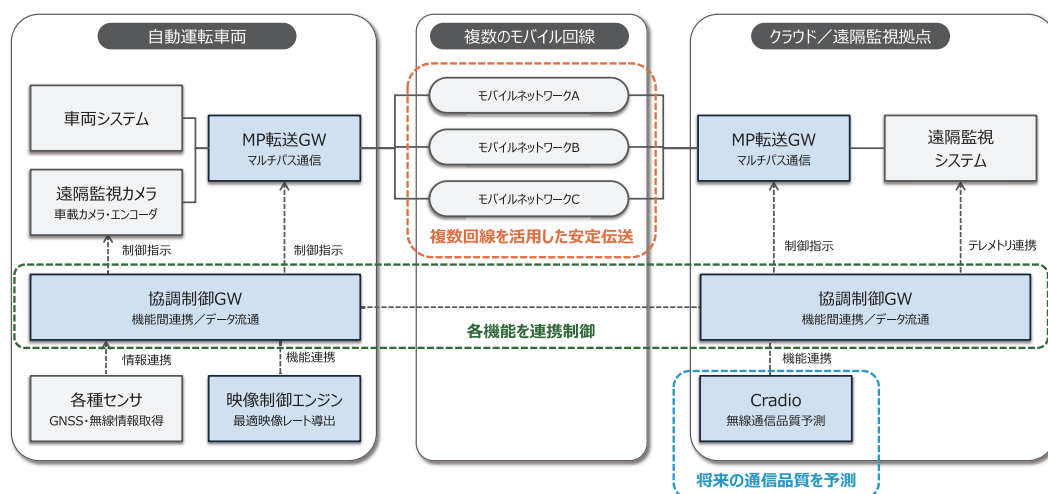


図1 協調型インフラ基盤の構成

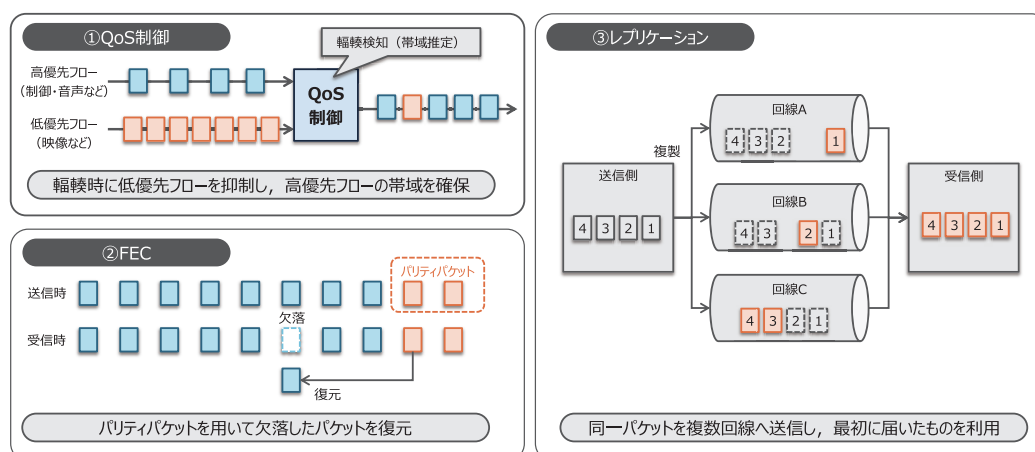


図2 MP転送GWの高信頼化機能

■MP転送GWの高信頼・高品質なデータ伝送

MP転送GWは、MPQUIC (Multipath QUIC) ^{*1}を基盤として、複数のモバイル通信回線をパケット単位で利用し、通信の広帯域化・高信頼化を実現します。さらに、通信品質が大きく劣化した場合でも遠隔監視に必要なデータを安定して伝送するため、QoS (Quality of Service: サービス品質) 制御 ^{*2(3)}、FEC (Forward Error Correction:

前方誤り訂正) ^{*3(4)}、レプリケーション ^{*4(5)}の3機能を追加・拡張しました(図2)。

QoS制御では、通信回線の輻輳状態や利用可能な帯域を推定し、輻輳を検知すると、映像など優先度の低いデータの送信レートを抑制します。これにより、音声や制御信号など、重要度の高いデータを伝送するための帯域を優先的に確保します。

FECでは、データパケットから生成したパリティパケットを付加して

送信することで、一部のパケットが欠損しても受信側でデータを復元し、パケットロスへの耐性を高めます。さらに動的FECでは、各回線の通

- *1 MPQUIC: 複数の通信経路を同時に利用してデータを転送することができるQUICベースの通信方式。
- *2 QoS制御: データの種類や重要度に応じて、通信帯域や転送の優先度などを制御する仕組み。
- *3 FEC: 送信データに冗長なデータを付加し、一部のデータが欠損しても受信側で復元する技術。
- *4 レプリケーション: 同一のデータを複数の通信回線に複製して送信し、通信の信頼性や低遅延性を高める技術。

信品質や品質予測値に応じてパリティパケット数を動的に変更し、必要以上の帯域消費を抑えながら信頼性を確保します。

より高い信頼性が求められるデータには、レプリケーションを適用します。同一パケットを複数回線へ送信し、受信側でもっとも早く到着したパケットを採用することで、低遅延かつ高信頼な伝送を実現します。また、動的レプリケーションでは、各回線の遅延、ジッタ^{*5}、パケットロス率などの実測値・予測値や通信要件に基づいて複製先を動的に選択し、必要な信頼性を維持しながら、複製によって増える通信量を削減します。

このように、データの重要度や通信環境に応じて高信頼化手段を使い分けることで、限られた無線帯域を効率的に利用しながら、遠隔監視に必要なデータを安定して伝送します。

■映像制御による映像途絶の抑制

遠隔監視では、車載カメラの映像を継続して確認できることが重要で

す。しかし、走行中に利用可能な無線帯域が低下し、映像の送信量がその帯域を上回ると、データがネットワーク内に滞留し、映像の遅延や途絶につながります。そこで協調型インフラ基盤では、映像エンコードと連携し、通信状況に応じて映像の送信レート、すなわち単位時間当りの映像データ量を自動調整する映像制御を開発しています（図3）。

本技術では、将来利用できる帯域の予測値と、各回線で実際に観測した遅延やスループットを組み合わせ、現在安定して利用できると見込まれる帯域を「推定可用帯域」として算出します。そして、その範囲内に収まるよう映像エンコードの送信レートを制御します。将来の帯域低下が予測された場合には、通信品質が実際に悪化する前から映像の送信量を抑えることで、映像途絶の発生を抑えます。予測と実際の通信状態に差が生じた場合には、実測値を用いて推定可用帯域を素早く補正し、急激な品質変化にも対応します。また、

帯域が回復した際には送信レートを段階的に引き上げることで、再度の帯域超過や頻繁な画質変動を抑制します。

さらに、複数のカメラ映像を伝送する場合には、推定可用帯域を映像の重要度に応じて配分します。例えば、停車中には乗降状況を確認するドア付近の映像を高画質にし、走行中には車内全体を俯瞰する映像を高画質にするなど、運行状況に応じて重要な映像へ優先的に帯域を割り当てます。また、ITU-T勧告P.1199で定義される物体認識率^{*6}を指標として映像ごとの認識性能を推定し、必要な認識性能を維持できるよう帯域を配分する技術も開発しています。

このように、通信状況に合わせて送信可能な映像の総量を決め、さらにその帯域を重要な映像へ適切に配

* 5 ジッタ：ネットワークを通過するパケットの通信遅延のばらつき。

* 6 物体認識率：所定の条件下で遠隔監視映像を視聴した監視者のうち、衝突回避に必要な時間内に対象物体を認識できる人の割合。

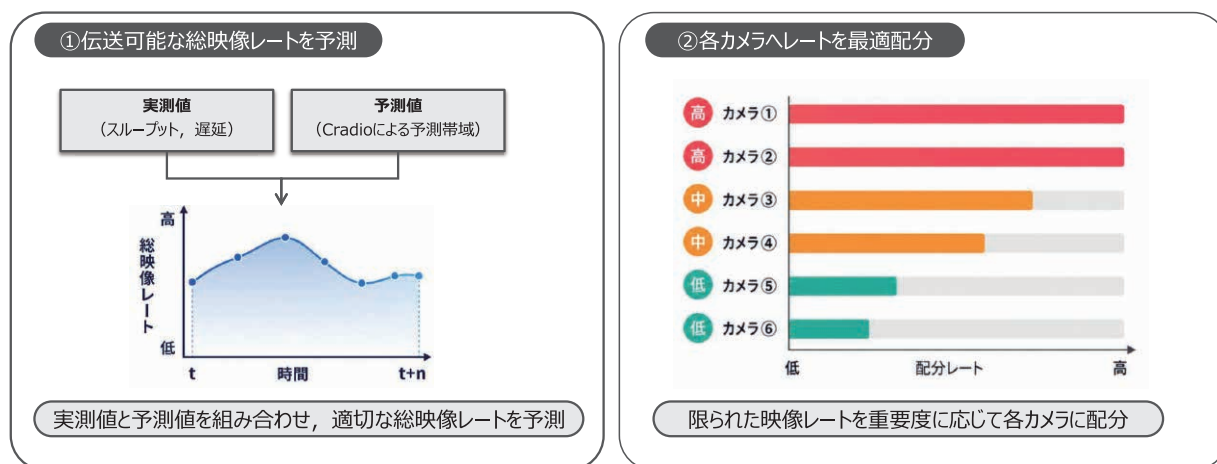


図3 映像制御の概要

分することで、映像途絶を抑えながら、遠隔監視に必要な映像の視認性を確保します。

■AIによるチューニングの省力化・高度化

ここまで説明したMP転送GWや映像制御の性能を十分に引き出すためには、それぞれが持つ多数の制御パラメータを、利用するモバイル回線や走行環境に応じて適切に調整する必要があります。これまでは、実際に車両を走行させて通信品質を測定し、結果を確認しながら制御パラメータの変更と再走行を繰り返すチューニングが必要でした。しかし、通信品質や走行状態は時間や場所によって複雑に変化するため、多数の組合せから適切な制御パラメータを

人手で探索するには、多くの走行試験と専門知識が必要です。

そこでNTTでは、このチューニングをAIで支援する「AI制御コンフィグレータ」を開発しています⁽⁶⁾(図4)。本技術では、過去の走行で取得した通信品質、走行情報、映像品質、各制御機能の動作結果などのログを活用し、MP転送GWや映像制御に適した制御パラメータを事前に探索します。例えば映像制御では、過去の走行ログだけを用いるオフライン強化学習^{*7}によって、実車両で多数の制御パラメータを試行することなく、各制御パラメータを適用した場合の効果を評価し、有望な制御パラメータ候補を導出します。

本技術の特徴は、学習したAIを実運用中の通信の直接制御には用いず、既存の制御ロジックに与える制御パラメータの探索に利用する点で

す。この構成により、MP転送GWや映像制御の既存の仕組みの改修に伴うコストを削減するとともに、制御の仕組みを置き換えることに起因する運用上のリスクも抑えることができます。

AI制御コンフィグレータにより、チューニングのための走行試験や手動での制御パラメータ調整を省力化するとともに、人手では探索しにくい有望な制御パラメータを効率的に発見し、協調型インフラ基盤の導入のしやすさと通信性能のさらなる向上をめざします。

協調型インフラ基盤の自動運転実証への適用

国土交通省や総務省が主導する自動運転実証には、NTTグループ各社も参画しています。これらの実証

*7 オフライン強化学習：過去に収集したデータを用いて学習し、実環境で新たな試行をせずに適切な制御方法などを探索する機械学習手法。

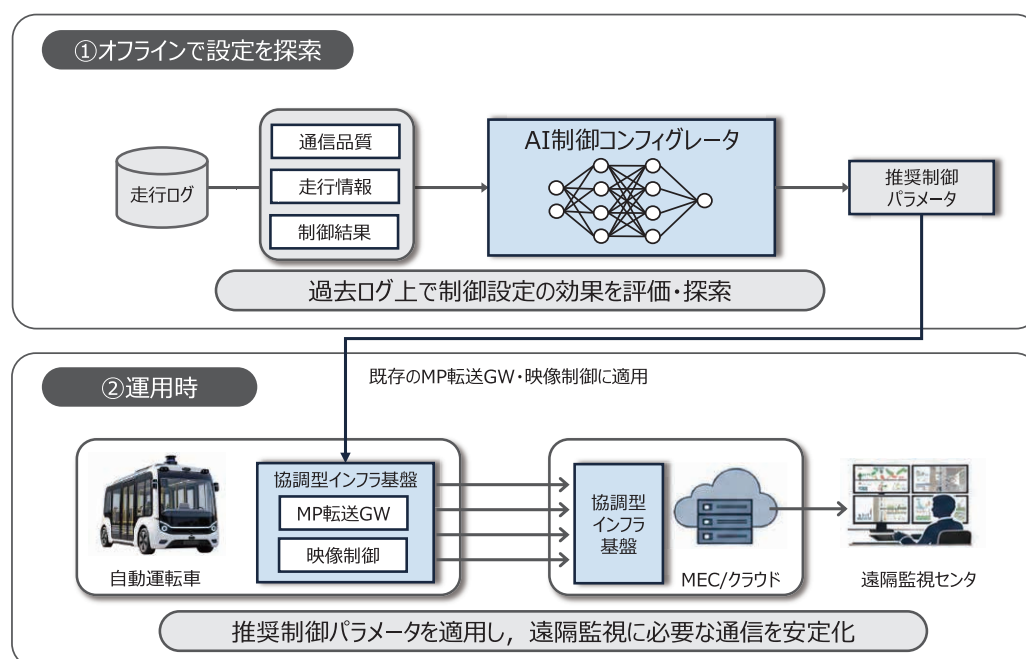


図4 AI制御コンフィグレータの概要

において、協調型インフラ基盤や Cradio® を、遠隔監視を支える通信基盤として活用しています。2025 年度には、神奈川県平塚市、宮城県仙台市、島根県美郷町など、各地域の通信環境や社会実装上の課題に応じた実証に適用されました。自動運転車両が走行する環境は、都市部、郊外、山間部など地域によって大きく異なり、通信混雑、建物などによる電波遮蔽、不感エリアなど、無線通信上の課題もさまざまです。

例えば、神奈川県平塚市では、有償運行を行う自動運転バスを対象に、商用運行を見据えた環境で、複数の車載カメラ映像を安定して伝送するための通信安定化技術を検証しました。宮城県仙台市では、山間部など通信環境が厳しいエリアにおいて、NTN（Non-Terrestrial Network：非地上系ネットワーク）*8 をバックボーン回線として活用するとともに、ローカル5G（第5世代移動通信システム）など複数の無線ネットワークを組み合わせ、遠隔監視に必要な通信品質を確保するための検証を行いました。また、島根県美郷町では、不感エリアへの対応にNTNやWi-Fiを活用し、必要な通信品質の確保とネットワークの低コスト化を両立するための検証を行いました。

これらの実証では、商用運行を見据えた実用性、厳しい通信環境への対応、通信品質とコストの両立など、地域ごとに異なる観点から通信安定

化技術を検証しました。そこで得られた知見を技術の高度化に反映するとともに、2026年度も自動運転実証への適用を継続し、さらなる実用性の検証を進めています。

また、本技術はNTTドコモビジネスの通信安定化ソリューション⁽⁷⁾として提供を開始しており、実証で培った技術の社会実装も進んでいます。さらに、NTTモビリティが提供する「NTTモビリティ 運行アシスト⁽⁸⁾」にも協調型インフラ基盤を導入しており、自動運転の実運用を支える基盤として活用されています。

今後も、自動運転の社会実装・商用化を見据え、さまざまな走行環境への適用と検証を進めていきます。

今後の展望

今後は、自動運転の遠隔監視で培った通信安定化技術を、ドローン、スマート農業、遠隔監視・制御など、通信途絶が業務や安全性に大きく影響するミッションクリティカルなサービスへ展開していきます。また、5G・LTE（Long Term Evolution）などの地上系ネットワークに加え、低軌道衛星などのNTNも活用し、地上系ネットワークだけではカバーが難しいエリアを含め、多様な通信環境で安定したサービスを提供できる基盤の実現をめざします。

■参考文献

- (1) <https://journal.ntt.co.jp/article/29832>
- (2) <https://journal.ntt.co.jp/article/14898>

- (3) 岩澤・河野・小松・東條：“自動運転に向けた MPQUIC を用いた多重化フロー間 QoS 制御の提案,” 2024 年電子情報通信学会ソサイエティ大会, 2024.
- (4) T. Tsubaki, S. Anno, S. Komatsu, T. Torii, and T. Tojo: “Scheduler-Agnostic Adaptive-FEC for MPQUIC: Field Evaluation over Commercial Cellular Paths,” Proc. of 2026 IEEE 104th Vehicular Technology Conference (VTC2026-Fall), 2026.
- (5) T. Tsubaki, et al.: “Efficient and Reliable Adaptive Packet Replication for Vehicular MPQUIC,” Proc. of 2026 IEEE 103rd Vehicular Technology Conference (VTC2026-Spring), 2026.
- (6) S. Anno, et al.: “Mobility-Aware Offline Reinforcement Learning for Optimizing ABR in Teleoperated Driving,” Proc. of 2026 IEEE 103rd Vehicular Technology Conference (VTC2026-Spring), 2026.
- (7) <https://www.ntt.com/about-us/press-releases/news/article/2025/1008.html>
- (8) <https://www.ntt-mobility.com/news/20260708/newsrelease-260708/>



(左から) 河野 太一 / 安納 爽響 / 小松 聖矢 / 岡田 昌樹 / 鏑木 拓磨 / 東 信博 / 東條 琢也

協調型インフラ基盤は、変動する無線環境でも安定した通信を支える技術です。自動運転の遠隔管制で培った技術をさらに高度化し、ドローンやスマート農業、遠隔監視・制御など、さまざまな分野への展開をめざしていきます。

◆問い合わせ先

NTTネットワークサービスシステム研究所

* 8 NTN：衛星などの非地上系設備を利用して通信エリアを構築するネットワーク。



Actor Modelを用いた分散AI推論効率化技術

車両や道路インフラに搭載されたカメラ・センサの観測情報をAI（人工知能）で組み合わせる交通監視では、観測対象や車両の移動に伴い、必要なAIや連携相手が増減します。また、分散環境でAI処理を実行する場合、適切な実行場所も変化します。こうした変化に追従して効率良くAI処理を行うために、AI処理を、状態を持つActorとして表現し、動的なActor間連携と配置、状態を維持した再配置を実現する分散AI推論効率化技術に取り組んでいます。本稿では、Actor Modelを用いるねらいと技術の特徴、交通監視への適用例を解説します。

キーワード：#分散AI、#Actor Model、#動的リソース配置

おおくぼ としみ さかもと あきら
大久保 淑実 / 坂本 啓
ほしの れいな よこた けんすけ
星野 玲那 / 横田 謙祐
ふくしま たくや とやま まさし
福島 卓弥 / 外山 将司

NTTコンピューティングテクノロジーセンタ

実世界の協調認識と分散AI処理

近年、車両や道路インフラへのカメラ・センサの搭載が進み、複数の観測情報をAI（人工知能）で組み合わせ活用する環境が広がっています。例えば、交差点では固定カメラだけでなく、周辺を走行する車両のカメラも利用することで、単一のセンサではとらえにくい死角を補い、歩行者や自転車などをより確実に認識できます。このように、複数のセンサやAIを協調させて対象を認識すること（協調認識）で、交通安全をはじめとする実世界の認識サービスの高度化が期待されます。

こうしたサービスでは、カメラやセンサがさまざまな場所に分散して存在します。映像などの大容量データをすべて1カ所へ集約すると、通信量や通信遅延が大きくなる場合があります。そのため、センサに近い

エッジサーバ^{*1}でAI処理を行い、必要に応じてクラウドの計算資源も利用するなど、複数の計算環境でAI処理を実行する分散構成が有効です。

さらに、観測対象やセンサの移動、計算環境の負荷変動により、解析に利用するAIの組合せと適切な実行場所は時間とともに変化します。このため、実世界の状況変化に追従しながら、必要なAIを連携させ、適切な計算環境で継続的に実行する仕組みが必要です。

協調認識を支えるActor Model

■固定的な処理パイプラインの課題

複数のAIを組み合わせる方法の1つとして、入力、推論、結果統合などの処理順序をあらかじめ定めたパイプラインがあります。構成要素や関係が固定されている場合には分かりやすい方法ですが、実世界を対象とした協調認識では、解析に必要な要素とその関係自体が変化します。

このような変化をパイプラインの

組替えとして扱えば、構成要素が増えるほど管理が複雑になります。そこで私たちは、実世界の構成要素や解析処理を、それぞれ独立した処理主体として表現する方法に着目しています。新しい対象が加われば対応する処理主体を生成し、必要な相手と連携させ、対象がなくなれば終了します。実世界における主体の増減と関係の変化を、処理主体の増減と連携関係の変化として表現する考え方です。

■Actor Modelによる分散AI処理の表現

このような処理モデルと親和性が高いのが、分散システムのプログラミングモデルの1つであるActor Modelです。Actor Modelでは、システムを独立したActorの集合として表現します。各Actorは自身の内部状態を持ち、他のActorから受け取ったメッセージを契機に処理し、状態を更新したり別のActorへメッセージを送ったりします。

AI解析では、センサに対応する処理、観測対象を追跡する処理、解析

*1 エッジサーバ：利用者や機器の近くに設置し、データを低い遅延で処理するためのサーバです。

結果を集約する処理などをActorの振る舞いとして表現できます。各Actorは状態を持ちながら継続的に動作し、異なる計算環境へ配置しても同じモデルで連携できます。

この性質により、実世界の変化をActorの生成、状態更新、連携、終了として表現しながら、エッジやクラウドなど複数の計算環境で実行できます。これがActor Modelを用いるねらいです。交通監視であれば、固定カメラ、車載カメラ、観測対象を追跡する処理などをActorとして表現できます（図1）。

■ Actor Modelだけでは解決しない課題

Actor Modelは、状態を持つ処理主体とメッセージ通信の枠組みを

提供します。しかし、その時点でどのActorと連携すべきか、Actorをどこで実行すべきかまでは決めません。

まず、Actorの数や関係が変化する環境では、その時点で必要なActorを探索し、連携関係を更新する必要があります。

次に、Actorは状態を持って長時間動作するため、実行場所を運用中も見直す必要があります。他のActorの生成や終了、計算環境の負荷、通信相手が変化すれば、生成時に決めた配置が適切でなくなる場合があります。また、一部のActorが終了すると、空き資源が複数の実行環境に分散し、計算資源を効率的に利用できない場合があります。

さらに、Actorを再配置する際には状態を維持する必要があります。単純に停止して別の場所で起動し直すと、それまでの状態が失われます。また、他のActorからは、実行場所が変わっても同じActorと呼び出せる必要があります。

そこで本技術では、Actor Modelを基本とし、その上にActor間の動的連携、運用中の動的配置、状態を維持した再配置の機能を備えた共通の実行基盤（基盤）を構築しています⁽¹⁾。

Actorの動的連携と動的配置

■ 連携相手の探索

各Actorは、自身の位置、観測対

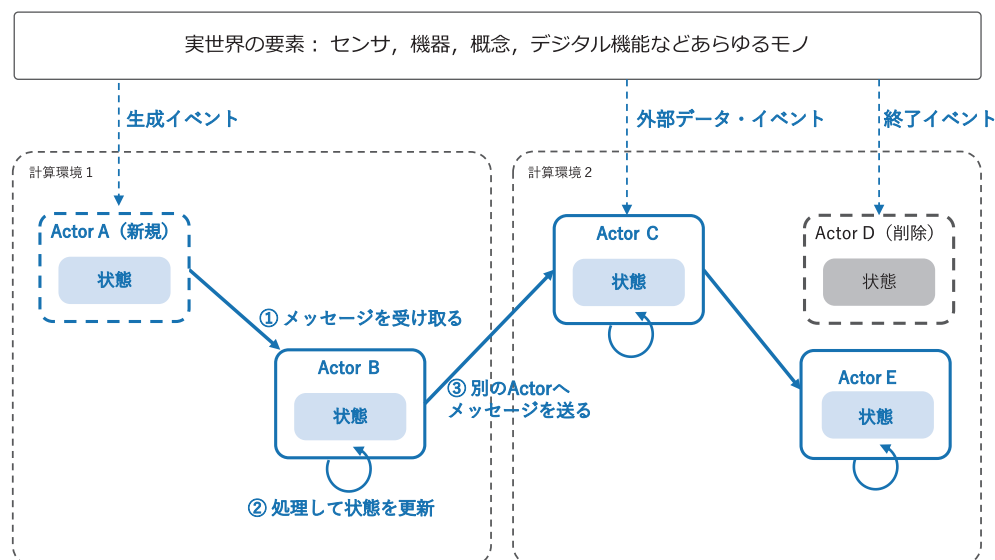


図1 Actor Modelの概念と実世界との対応

象、役割など、連携相手を選ぶための情報を基盤へ登録します。基盤はこれらの情報から、その時点で関係するActorを探索します。

本技術では、位置を格子状の領域に分割し、同じ領域に存在するActorを近傍として探索する方式を実装しています。探索方法は位置に限定せず、観測対象や機能など、サービスに応じて変更できます。これにより、すべてのActorをあらかじめ接続するのではなく、その時点で必要なActorだけで連携関係を形成できます。

Actor間の通信には、サーバのIPアドレスなどの物理的な実行場所ではなく、Actorごとに変わらない論理名を使用します。基盤は論理名と現在動作しているActorとの対応を管理するため、Actorが別の計算環境へ移動しても、他のActorは同じ論理名で呼び出せます。

■ Actorの動的配置と再配置

Actorの実行場所は、生成時だけでなく運用中も見直します。配置制御機能は、各実行環境の負荷や空き資源、Actor間の通信関係などを基に実行場所を決定します。

例えば、頻繁に通信するActorを近くに配置して実行環境をまたぐ通信を抑える、負荷の高い実行環境からActorを移動する、複数の実行環

境に分散したActorを集約して空き環境をつくる、といった対応が考えられます。しかし、何を重視するかはユースケース・利用状況などで変わります。よって本技術では配置方針を固定せず、低遅延化、負荷分散、リソース集約などの目的に応じて選択できる構成としています。

特に、Actorの生成と終了が繰り返されると、複数の実行環境に空き資源が分散します。例えば、1つの配置単位に10個のActorを収容でき、20個のActorが6つの配置単位に分散している場合、Actor数だけを考えれば必要な配置単位は2つです。散らばったActorの配置を変更し集約できれば、理論上は最大4つの配置単位を空にできます。

配置変更時には、移動先に同じ論理名を持つActorを生成し、移動元Actorの状態を引き継いだ後に移動元を終了します。この処理をマイグレーションと呼びます。状態移送は、集中した管理機能がすべて実行するのではなく、移動元Actorと移動先Actorが主体となって行います。論理名が示す呼び出し先を移動先へ切り替え、移動元でそれまでに処理した結果を含む状態を移動先へ引き継ぐことで、他のActorとの連携を維持しながら処理を続けます。

■ 動的連携と動的配置の一体制御

本技術の特徴は、Actor間の動的連携とActorの動的配置を連動させる点にあります。

Actorの連携関係が変わると、通信関係や適切な実行場所も変化します。そこで、動的連携によって得られたActor間の関係を、配置を見直す際の情報として利用します。実世界の変化によって「誰と連携するか」が変わり、その変化を「どこで実行するか」の判断にも反映する考え方です。

Actor Model自体は既存の一般的なプログラミングモデルです。本技術は、状況に応じて必要な相手と連携させ、適切な計算環境で効率良く継続動作させるために、Actorの動的連携、継続的な配置制御、状態を維持したマイグレーションなどの機能を備えています。

現在、分散実行基盤Ray^{*2(2)}のActor機能を用いてプロトタイプを実装しています。論理名によるActor間通信、位置に基づく近傍Actorの探索、配置制御、状態を維持したマイグレーションなどの基本機能を実装し、Actorの実行場所を

* 2 Ray : Pythonで書かれたAI処理を複数の計算機に分散して実行するためのオープンソースの基盤で、Actorを単位とした実行機能を備えています。

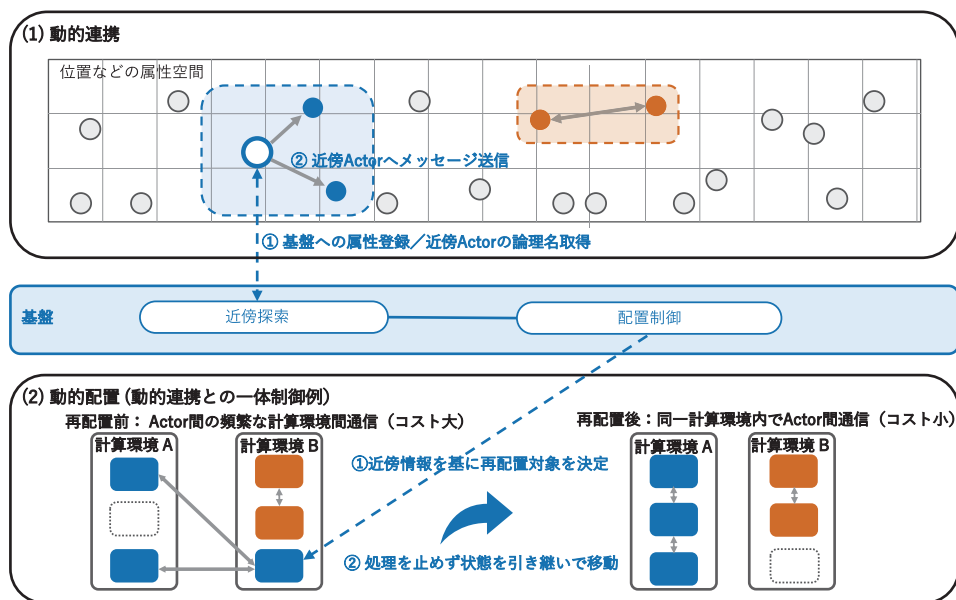


図2 分散環境におけるActorの動的連携と動的配置

変更した場合にも状態と連携を継続できることを確認しています（図2）。

交通監視への適用例

本技術の特徴が活きるユースケースとして、固定カメラと車載カメラによる交通監視を説明します。このケースでは、車両や自転車のような実世界の対象の出現、移動、消失に、Actorの生成、連携先の変更、再配置、終了を対応付けることで、分散したAIが実世界の変化に追従して協調する認識処理をめざします（図3）。

固定カメラActorが自転車を検出すると、その自転車を担当する追跡

Actorを生成します。追跡Actorは、自転車の位置や速度、観測結果を状態として保持し、現在位置を基に周辺の車載カメラActorを探索します。そして、観測に適したカメラへ解析を依頼し、得られた結果から自転車の状態を更新します。

各カメラActorは、対応する映像を取得しやすいエッジ側の計算環境などで動作します。そのため、固定カメラActor、複数の車載カメラActor、追跡Actorは、必ずしも同じ計算環境で実行されません。複数の計算環境に分散したActorが、必要に応じて解析結果をやり取りしながら1つの認識処理を構成します。

自転車や車両が移動すると、観測に適したカメラも変わるため、追跡Actorは連携するカメラActorを選び直します。また、主な通信相手や計算環境の負荷が変化した場合には、追跡Actorなどの実行場所も見直します。

この構成では、すべてのカメラ映像を1カ所へ集約して処理する構成とは異なり、分散した計算環境で各カメラの解析を行い、その結果だけをActor間でやり取りします。さらに、対象の検出や移動を契機に、その時点で認識に必要なカメラだけを連携させます。これにより、映像伝送やAI推論を必要な範囲に絞りながら、複数の視点を用的な認識を継

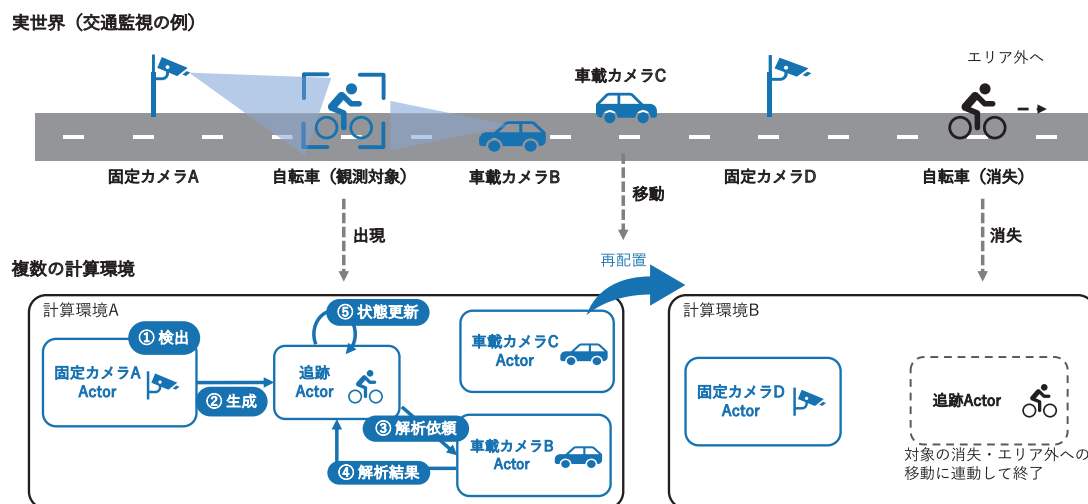


図3 分散した固定カメラActorと車載カメラActorによる交通監視

続できます。

このように、実世界における対象の出現、移動、消失を、Actorの生成、連携先の変更、再配置、終了へ対応付けることで、分散したAIが実世界の変化に追従して協調する認識処理を実現します。

今後の展開

今後は、実世界の状況やサービス要件に応じて、多様なAI処理を安定して継続動作させるための基盤機能を高度化します。例えば、Actorが保持する状態量や処理特性、CPUやGPUなどの計算資源の違いを考慮した配置・再配置方式を検討します。また、マイグレーション時の処理継続性や、障害発生時にもサービ

スを継続するための運用機能についても検討を進めます。さらに、複数の処理主体が分散環境で状態を持ちながら継続的に協調する新たなユースケースとして、LLM (Large Language Model) を用いたAIエージェントやドローン・ロボットといったフィジカルAIなどへ展開していきます。

参考文献

- (1) T. Okubo, T. Fukushima, A. Sakamoto, R. Hoshino, N. Inoue, K. Yokota, and Y. Ichiyanagi: "AgentServe: Online Who-Where Adaptation for Open-World, Geo-Distributed Stateful Multi-Agent Systems," Proc. of AAMAS 2026 (Demonstration Track), pp. 4089-4091, 2026.
- (2) P. Moritz, R. Nishihara, S. Wang, A. Tumanov, R. Liaw, E. Liang, M. Elibol, Z. Yang, W. Paul, M. I. Jordan, and I. Stoica: "Ray: A Distributed Framework for Emerging AI

Applications," Proc. of OSDI 2018, pp. 561-577, 2018.



（上段左から）大久保 淑実 / 坂本 啓 / 星野 玲那

（下段左から）横田 謙祐 / 福島 卓弥 / 外山 将司

これまでAIは、1つのモデルの性能を高めることに主眼が置かれてきました。今後は、複数のAIが状況に応じて連携し、動き続ける実世界をとらえることが重要になると考え、その土台となる基盤づくりに取り組んでいます。

◆問い合わせ先

NTTコンピューティングテクノロジーセンタ
AICP技術開発プロジェクト



4KリアルタイムAI推論を実現する超高精細映像AI推論LSIと道路監視への応用

4K映像の画素情報を活かしたまま、リアルタイムかつ低電力でAI（人工知能）推論できる超高精細映像AI推論LSI（Large Scale Integration：大規模集積回路）を開発しました。本LSIでは、4K映像を高精細に推論する技術と、演算量・データ転送量を削減する処理効率化技術により、高精細推論とリアルタイム・低電力処理を両立しています。本稿では、これらの技術と評価結果に加え、モビリティ分野への応用例として、4Kの高精細さを活かして遠方の小さな危険事象もとらえる道路監視への適用について紹介します。

キーワード：#高精細、#推論、#生成AI

よしだ	しゅうへい	はぎわら	なるき
吉田	周平	/萩原	成基
えばら	なるのり	はやみ	たいが
榎原	成則	/速見	泰雅
いぬま	ゆうこう	おおもり	ゆうや
飯沼	宥光	/大森	優也
ほりした	ゆうすけ	うざわ	ひろゆき
堀下	祐輔	/鶴澤	寛之

NTTデバイステクノロジーセンタ

はじめに

深層学習技術の進展に伴い、カメラ映像をAI（人工知能）で解析し、実世界の状況を把握する映像AI推論の活用が広がっています。特に、道路監視やドローン、人流分析などのエッジ・端末アプリケーションでは、高精細カメラ1台で広い範囲をとらえ、物体をリアルタイムかつ低電力で検出することが求められています。

このような電力制約の厳しいエッジ・端末では、サーバ等で利用される数100 W級のGPUに対し、消費電力が1桁以上低い数10 W級のAIデバイスが利用されています。一方、一般にAI推論モデルでは、計算量の低減や学習容易性の観点から入力画像サイズに制約があります。例えば物体検出のAI推論モデルであるYOLO（You Only Look Once）v3⁽¹⁾の公式モデルの最大サイズは608×608ピクセルです。近年では、より大きな画像を扱えるモデルも登

場していますが、4K（3840×2160ピクセル）と比べると依然として低解像度です。そのため、4Kカメラで撮影してもAI推論時には映像を縮小することが一般的であり、遠方に小さく映る物体の画素情報が失われ、検出が困難になるという課題があります。

NTTでは、この課題を解決するため、高精細映像AI推論ハードウェアの研究開発に取り組み、4K映像を高精細なままリアルタイムかつ低電力でAI推論可能な超高精細映像AI推論LSI（Large Scale Integration：大規模集積回路）を開発しました^{(2),(3)}（図1）。本LSIでは、一般的なエッジ・端末向けAIデバイスで608×608ピクセルに縮小してYOLOv3を実行した場合と同等以下の消費電力（20 W以下）で、4K解像度のリアルタイム物体検出（30 fps）を実現しています。

本稿では、4Kリアルタイム推論を実現する主要技術と、4K映像の高精細さを活かした道路監視への適

用について紹介します。

超高精細映像AI推論LSI

開発した超高精細映像AI推論LSIの構成を図2に示します。本LSIは、AI推論エンジン、画像処理エンジン、映像符号化エンジン、CPU、外部メモリーインタフェースなどを集積し、4K映像に対する画像処理、AI推論、映像符号化を1チップで実行できます。

4K映像では処理すべき画素数が大幅に増えるため、AI推論に必要な演算量やデータ転送量も増大します。一方、エッジ・端末では電力やハードウェア資源に制約があるため、単に演算器の性能を高めるだけでは、4K映像のリアルタイム・低電力AI推論を実現することは困難です。

そこで本LSIでは、4K映像の画素情報を活かすAI推論高精細化技術^{(4),(5)}に加え、「できるだけ計算しない」「できるだけデータを動かさない」ことを基本思想とした処理効

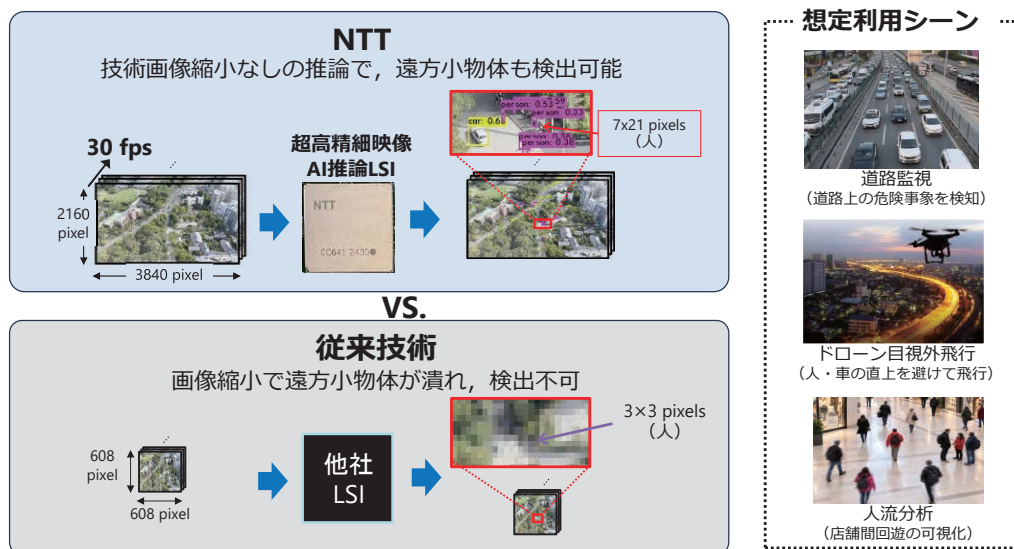


図1 超高精細映像 AI 推論 LSI の特徴と想定利用シーン

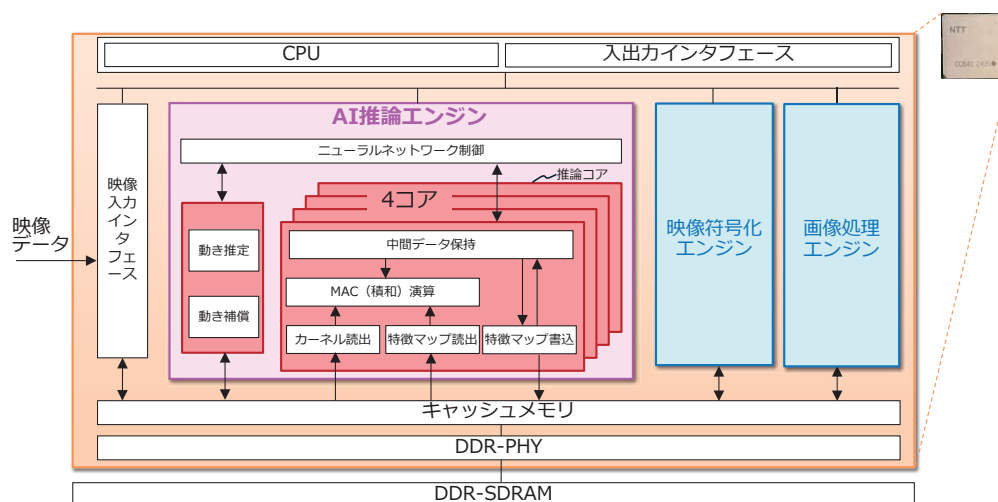


図2 超高精細映像 AI 推論 LSI の構成

率化技術を導入しています。具体的には、映像の時間方向の相関を利用して AI 推論の演算量を削減するとともに、層統合や適応型マルチコア並列化によって外部メモリとのデータ転送量を削減します。これらの技術を組み合わせることで、4K 映像のリアルタイム・低電力 AI 推論を実現しています。以下では、これら

の主要技術について説明します。

■ AI 推論高精細化技術

本技術の処理イメージを図 3 (a) に示します。4K 映像を縮小することなく推論するため、4K 映像を AI モデルの入力画像サイズに応じて複数の領域に分割し、分割画像ごとに推論を行います。これにより、4K 映像が持つ画素情報を維持し、従来の

縮小処理では検出が難しかった小さな物体を検出できます。

一方、分割領域をまたぐ大きな物体を検出するため、4K 映像全体を縮小した画像に対する推論も行います。全体画像と分割画像の推論結果を合成することで、大きな物体の検出性能を維持しながら遠方に小さく映る物体まで検出し、4K 映像の高

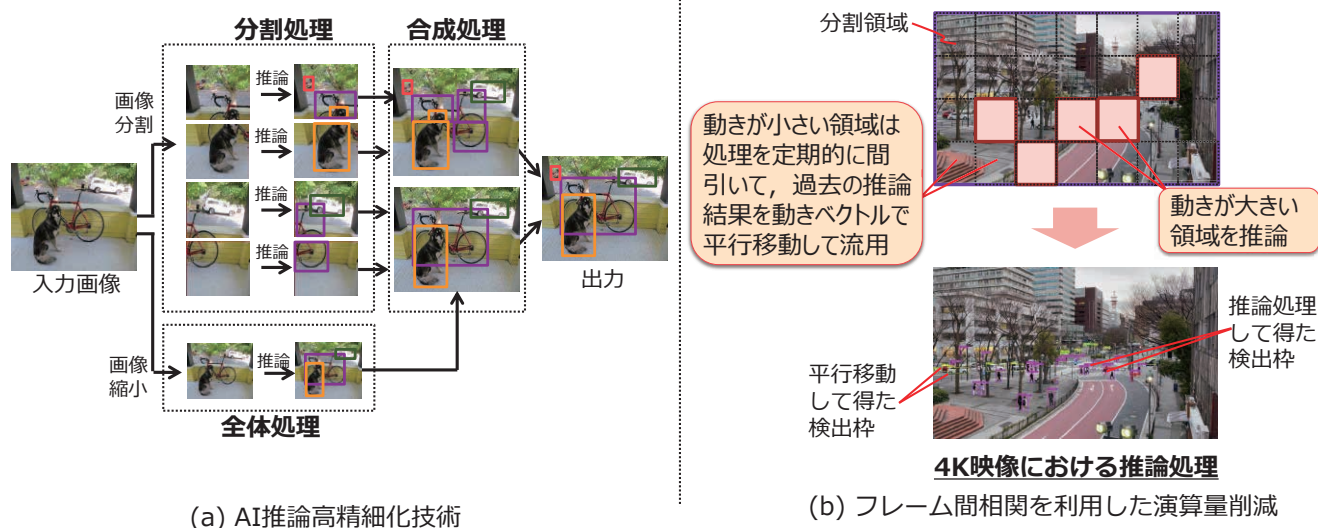


図3 AI推論高精細化技術とフレーム間相関を活用した推論演算量削減技術

い空間解像度を活かした物体検出を実現します。

■フレーム間相関を活用した推論演算量削減技術

AI推論高精細化技術では4K映像を多数の領域に分割して推論するため、そのままでは演算量が膨大となります。そこで本LSIでは、動画のフレーム間相関を活用し、すべてのフレーム、すべての領域に対してAI推論を行うことを回避することで、演算量を削減します（図3(b)）。

動画では連続するフレーム間で映像内容の変化が小さく、高い相関があります。本LSIでは、AI推論エンジン内の動き推定・補償部で映像内の動きを推定・補償し、その結果をAI推論に活用します。動きが小さい領域ではAI推論を定期的に間引き、過去フレームの推論結果を動きベクトルに基づいて位置補正して再利用する一方、変化の大きい領域ではAI

推論を実行します。これにより、すべての分割領域を毎フレーム一律に推論することを避け、推論性能を維持しながら「できるだけ計算しない」処理を実現します。

■層統合・適応型マルチコア並列化によるデータ転送量削減技術

AI推論を低電力で実行するには、演算量に加えて外部メモリとのデータ転送量を削減することが重要です。CNN（Convolutional Neural Network）では各層で生成された中間データ（特徴マップ）を次の層へ受け渡します。このデータを、その都度外部メモリへ書き出して読み戻すと、大量のデータ転送が発生します。

本LSIでは、特徴マップを小さな領域（タイル）に分割し、1つのタイルについて複数層を連続処理する層統合を導入しています（図4(a)）。層間の中間データをLSI内部に保持

することで中間層の外部メモリアクセスを省略でき、タイル単位で保持することで必要な内部メモリ容量も抑えられます。

また、本LSIでは4つの推論演算コアを用いて並列処理します。CNNの前半層では特徴マップが大きく、後半層ではカーネルのデータ量が大きくなるため、前半層では特徴マップを領域ごとに、後半層ではカーネルを分割して各コアに割り当てます。層ごとにデータ量の大きい側を分割することで重複読出しを抑え、外部メモリとのデータ転送量を削減します（図4(b)）。これらにより、「できるだけデータを動かさない」処理を実現しています。

性能評価

まず、層統合と適応型マルチコア並列化による外部メモリとのデータ

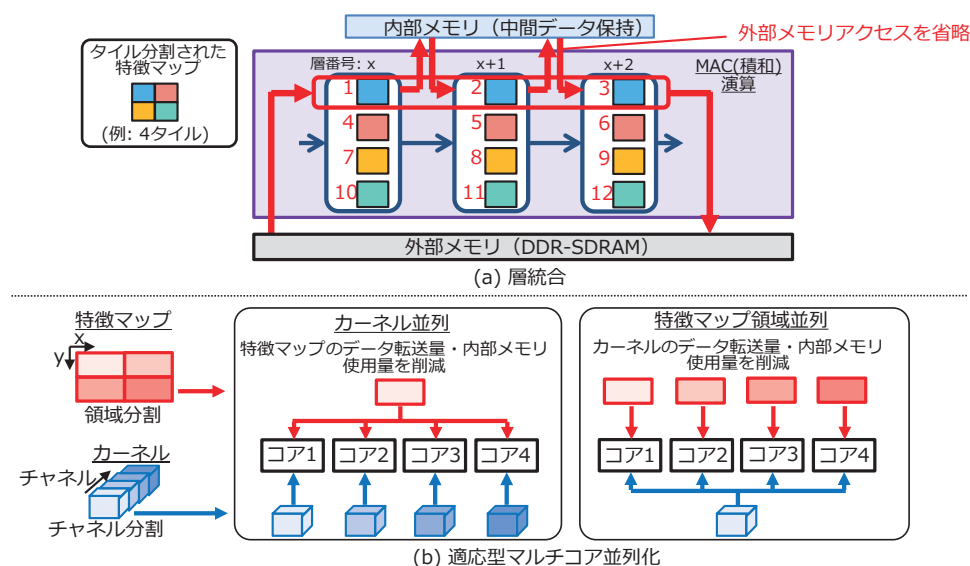


図4 層統合と適応型マルチコア並列化によるデータ転送量削減技術

転送量の削減効果を評価しました。YOLOv3, ResNet50, VGG16 を用いて評価した結果、これらの技術を適用しない場合と比較して、外部メモリとのデータ転送量を53～78%削減できることを確認しました(図5(a))。

次に、4K映像に対する物体検出の推論精度とスループットを評価しました。YOLOv3と3種類の4K映像を用い、①4K映像全体を608×608ピクセルに縮小して推論する従来手法、②AI推論高精細化技術だけを適用する手法、③AI推論高精細化技術とフレーム間相関による演算量削減技術を組み合わせた提案手法を比較しました。

図5(b)に示すように、①では高いスループットが得られる一方、画像縮小により推論精度が低下します。②では推論精度は向上しますが、多数の分割画像を推論するためスルー

ットが大きく低下します。これに対し③では、高精細化による推論精度を維持しながら30 fpsのスループットを実現し、高い推論精度とリアルタイム処理を両立できることを確認しました。

4Kの高精細さを活かした道路監視への応用

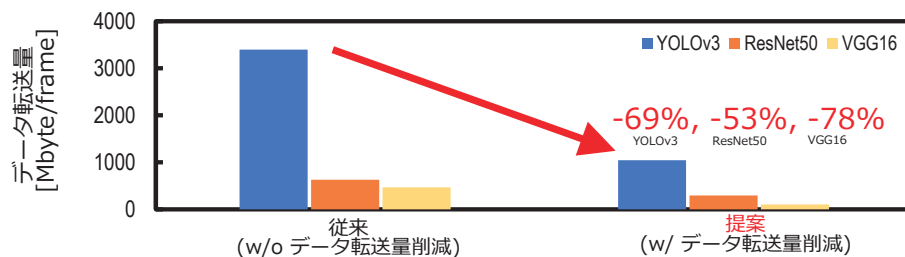
本LSIの特長を活かし、モビリティ分野への応用例として、道路監視における危険事象の遠距離検知への適用検討を進めています。

高速道路などでは、停止車両、逆走車両、落下物などの危険事象を早期に把握することが重要です。遠方の物体ほど映像中に占める画素数が少なくなるため、AI推論時に画像を縮小すると物体の特徴が失われやすく、検出が難しくなります。本LSIでは、4K映像の画素情報を活かす

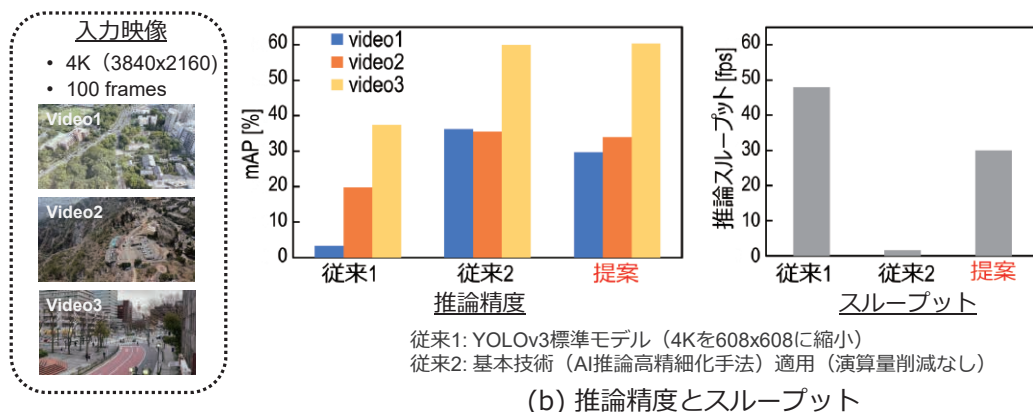
ことで、遠方に小さく映る車両や落下物などを検出します。より遠方から検知できれば、危険事象の早期発見に加え、1台のカメラで監視できる範囲を広げ、道路監視設備の効率化も期待できます。

また、本LSIによる車両の検出結果を時系列に追跡し、位置変化から移動量や移動方向を求めることで、停止車両や逆走車両を検知します。本LSIは4K映像に対して30 fpsで物体検出できるため、高速に走行する車両についても短い時間間隔で位置情報を取得でき、物体追跡や移動方向の判定に活用できます。

このように、本LSIを中核として、高精細な物体検出と時系列処理を組み合わせることで、道路上で発生する危険事象を遠方からリアルタイムにとらえることが可能になります。



(a) 外部メモリへのデータ転送量



(b) 推論精度とスループット

図5 性能評価結果

今後の展開

本稿では、4K映像を高精細なままリアルタイムかつ低電力でAI推論する超高精細映像AI推論LSIと、その主要技術および道路監視への適用について紹介しました。

今後は、生成AIとの連携についても検討を進めていきます。車両や落下物などを高精細にとらえるだけでなく、それらが事故などによる危険な状況にあるのか、あるいは通常の交通状況の一部なのかを生成AIで判断することで、人による確認・対応が必要な事象をよりの確に把握し、監視業務の省力化や重要事象への初動の迅速化につながると考えています。こうした連携を通じて、4K

映像の高精細さを活かした映像解析と、生成AIによる状況理解を組み合わせる「AIの目」として発展させるとともに、道路監視にとどまらず、高精細映像の活用が求められるさまざまな分野への展開をめざします。

参考文献

- (1) <https://arxiv.org/abs/1804.02767>
- (2) <https://group.ntt.jp/newsrelease/2025/04/11/250411a.html>
- (3) Y. Omori et al.: "A 0.07 μ J/pixel 4K 30fps Video AI Inference Accelerator with Video Transmission Functionality for Real-Time Edge Devices," Proc. of IEEE A-SSCC 2025, pp. 1-3, 2025.
- (4) H. Uzawa et al.: "High-definition object detection technology based on AI inference scheme and its implementation," IEICE Electronics Express, Vol. 18, No. 22, p. 20210323, 2021.
- (5) H. Uzawa et al.: "High-definition technology of AI inference scheme

for object detection on edge/terminal," IEICE Electronics Express, Vol. 20, No. 13, p. 20232002, 2023.



(上段左から) 吉田 周平 / 萩原 成基 / 榎原 成則 / 速見 泰雅
(下段左から) 飯沼 宥光 / 大森 優也 / 堀下 祐輔 / 鶴澤 寛之

「高精細な映像を、高精細なままAIで活かす」ことをめざして研究開発を進めています。本技術をさまざまな実フィールドへ展開し、映像からより多くの価値を引き出せるAIシステムの実現につなげていきます。

◆問い合わせ先

NTTデバイステクノロジーセンタ



主役登場

人の「次の一歩」を先読みする
モビリティへ

今泉 健太 Kenta Imaizumi

NTT 人間情報研究所 サイバー世界研究プロジェクト
サイバーフィジカルシステムグループ
研究主任

自動運転車などのモビリティが人と共存する社会を実現するには、周囲にいる人の現在位置を認識するだけでなく、「その人がこれからどのように動くのか」を予測することが重要です。例えば、歩行者が直進するのか、横断歩道を渡るのか、立ち止まるのかによって、モビリティが取るべき行動は大きく変わります。人の将来の行動をあらかじめ予測できれば、より早い段階から安全で自然な回避や減速などの判断につなげることができます。私たちは、歩行者の過去の動きや周囲の環境情報から、数秒先までの歩行軌跡を予測する技術の研究に取り組んでいます。歩行者の行動には大きな不確実性があります。同じような位置や速度で歩いている、直進する場合もあれば、途中で方向転換したり停止したりする場合があります。そのため、将来を1つに決め打ちせずに、起こり得る複数の行動を予測することが重要です。一方で、単に多くの候補を予測するだけではなく、道路構造や交通ルールなど周囲の状況に沿っ

た現実的な予測である必要があります。「多様な可能性」と「現実的な行動」を両立した軌跡を推定することが、この研究の大きな課題です。

中でも私は、交差点を対象とした歩行軌跡推定に取り組んでいます。交差点では、歩行者、自動車、自転車などさまざまな人や乗り物が行き交うだけでなく、信号機の状態によって歩行者が移動できる領域が時間とともに変化します。例えば、横断歩道に近づく歩行者でも、信号が青であればそのまま横断する可能性が高まる一方、赤であれば手前で停止することが考えられます。さらに、すべての歩行者が必ずしも交通ルールに従うとは限らないことも、交差点における予測の難しさの1つです。

そこで私は、歩行者の過去軌跡に加えて、信号機の状態、道路や建物といった静的な環境、周囲の歩行者や車両などの動的な環境を予測モデルに取り入れ、交差点における人間の行動選択をより反映した歩行者の将来軌跡を予測する技術を検討しています。また、実際の交差点で取得

したデータを用いながら、どのような情報をモデルに与えれば人の行動をより正確にとらえられるのか、複数の将来の可能性をそれぞれ異なる軌跡としてどのように予測すればよいのかを試行錯誤しています。人なら自然に理解できる状況をモデルに理解させることの難しさを感じる一方、環境情報を与えることで予測が改善し、人の行動らしい軌跡が得られたときにはこの研究ならではの面白さを感じます。

将来的には、人の「次の一歩」を先読みし、モビリティがその行動や意図に応じて自然に減速したり道を譲ったりできる技術につなげたいと考えています。例えば、歩行者が「車は自分に気付いているのか」と不安を感じることなく安心して横断でき、モビリティ側も人の動きや意図を踏まえて自然に行動できるような、人とモビリティが互いに安心して共存できる社会の実現をめざして研究を進めていきます。

AIと人が共創する未来を支える NTTの研究開発

本特集では、NTT人間情報研究所とNTTコンピュータ&データサイエンス研究所で進めている、複数AIの協調による高度な問題解決、高EQ対話AI、人とAIが共創するソフトウェア開発、生成AIを活用した開発基盤、環境負荷を抑えるグリーンソフトウェアなど、AI技術の進化と社会実装に向けた最新の取り組みを紹介する。

人間の知識を汲み取り活用する高信頼のマルチエージェントシステム——タスク遂行型AIコンステレーション® 40

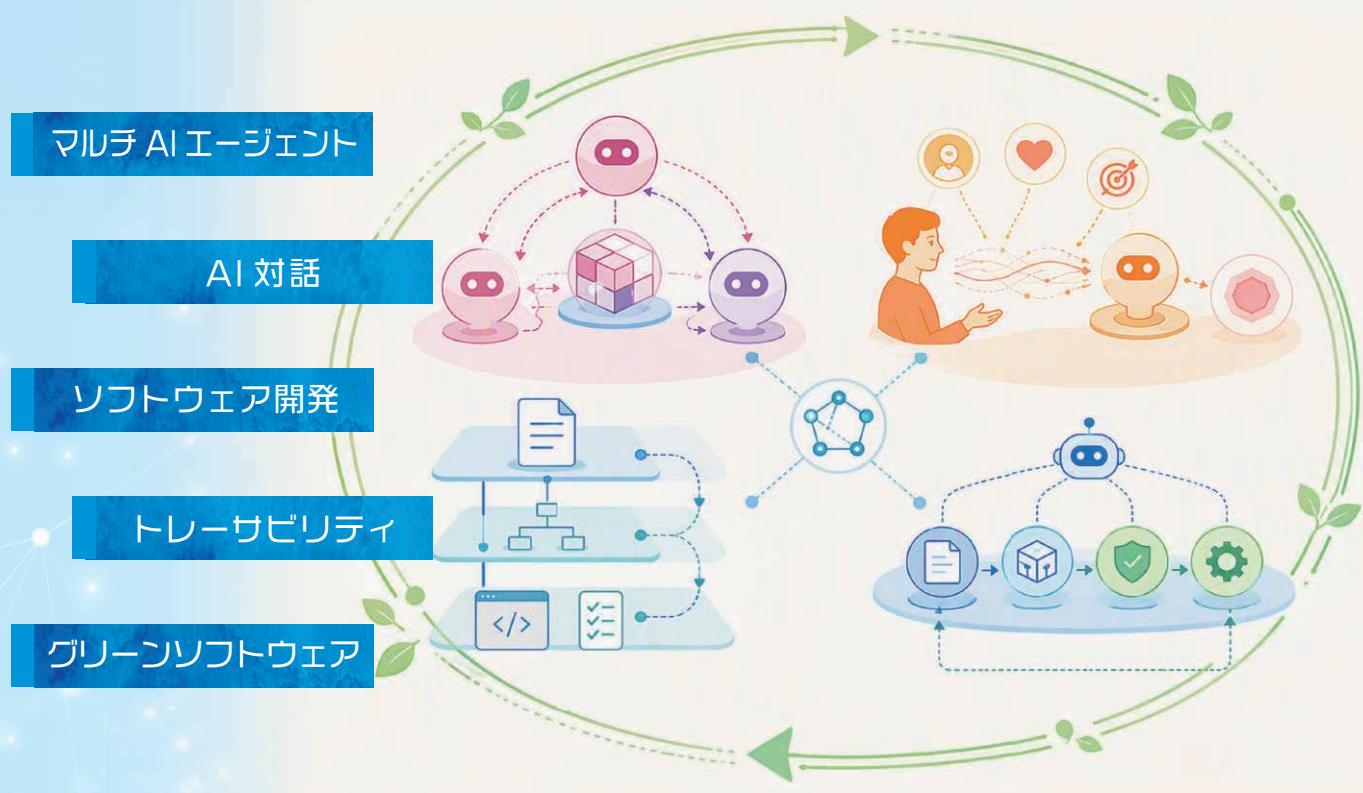
AIエージェントどうしが対話を通じて知識を共有・活用し、全体を統括しながら複雑な課題に取り組む技術と、企業内の知識を複数のAIエージェントで知識グラフとして構造化・活用する技術を紹介する。

相手や対話の状況をふまえて応え方を変える対話AIの実現へ——高EQ対話知性技術 45

悩みの相談や思考の整理などの日常場面で、発話の内容だけではなく、背景や状況を踏まえて相手を理解したうえで、思いやりの感じられる対話を実現するための高EQ対話知性技術について紹介する。

生成AIが切り拓くソフトウェア開発の未来像 50

人とAIが協働してソフトウェアを継続的に創出、進化させる未来像を示すとともに、その実現に向けてNTTコンピュータ&データサイエンス研究所が進める要求具体化、品質保証、運用保守の研究開発について紹介する。



生成AI時代の大規模ソフトウェア開発を支える トレーサビリティ自動解析技術

55

生成AIに必要な情報を適切に与えることで、要件変更に伴う影響分析や修正、ドキュメントの最新化などを効率化する取り組みについて紹介する。

AI時代に向けたグリーンソフトウェア技術

60

ソフトウェアのCO₂排出量を測るための算定ルール、その実践を支える計測・算定技術、開発前の排出量見積技術、さらにAI利用そのものの環境負荷を可視化する技術と標準化の動向について紹介する。



人間の知識を汲み取り活用する高信頼のマルチエージェントシステム——タスク遂行型AIコンステレーション[®]

NTT人間情報研究所では、複数のAI（人工知能）エージェントが協調して複雑な課題を解決するマルチAIエージェント技術「タスク遂行型AIコンステレーション[®]」の研究開発を進めています。本稿では、AIエージェントどうしが対話を通じて知識を共有・活用し、全体を統括しながら複雑な課題に取り組む技術と、企業内の知識を複数のAIエージェントで知識グラフとして構造化・活用する技術を紹介します。さらに、事業戦略立案などの実業務への適用に向けた取り組みを紹介します。

キーワード：#タスク遂行型AIコンステレーション[®]、#知識グラフ、#Human-AI協調

や す い た か あ き こ ば や し た か ひ ろ
安井 崇朗 / 古林 隆宏
やぶした ひ ろ こ ま つ お し ょ う へ い
数下 浩子 / 松尾 翔平
な か つ じ ま こ と
中辻 真

NTT人間情報研究所

はじめに

NTT研究所では「AIコンステレーション[®]」⁽¹⁾の研究開発を、主にNTTコンピュータ&データサイエンス研究所とNTT人間情報研究所が連携して取り組んでいます。

本稿ではNTT人間情報研究所の技術と取り組みを紹介します。

タスク遂行型AIコンステレーション[®]

■複雑な課題を解くマルチAIエージェント技術

近年、特定の専門性や役割を担い、人に代わって事業戦略の立案や情報分析などを行うAI（人工知能）エージェントの活用が進んでいます。こうしたAIエージェントを複数連携させ、AIに与える仕事や課題（タスク）を分担して取り組むマルチAIエージェント技術が注目されています。一般的な構成では、複雑なタスクを複数の部分課題（サブタスク）

に分解し、各サブタスクを異なる役割・専門性を持つAIエージェントが担当します。各サブタスクの結果を順番にAIエージェント間で受け渡すことで解決できるタスクもありますが、事業戦略の立案などのタスクでは、市場、顧客、技術など複数の観点を相互に関連付けながら検討し、それぞれの検討結果を1つの成果物（事業戦略案や企画書など）としてまとめる必要があります。

このようなタスクにおいて、各AIエージェントが自らのサブタスクを個別に遂行し、その結果を単純に統合するだけでは、タスクの全体像や他のAIエージェントの解決アプローチを十分に把握できません。そのため、サブタスク間の関係を踏まえた調整や、成果物全体にわたる一貫性の確保が難しくなり、高品質な成果を得ることが困難になります。そこで私たちは、図1に示すように、AIエージェントどうしの知識共有と対話による協調に加え、全体を統括する仕組みを組み合わせ、複雑なタス

クを協調して遂行する技術に取り組んでいます。

■対話を通じた知識の獲得・活用

各AIエージェントは、自らのサブタスクに取り組むだけでなく、他のAIエージェントとの対話を通じて、相手が持つ知識や解決アプローチを獲得します⁽²⁾。この知識管理は、人間のチームが対話を通じて互いの知識や考え方を理解し、その後の活動に活かす過程に着想を得ています。具体的には、相手との会話をエピソードとして整理し、重要な内容を要約するとともに、キーワードや重要度を付与して知識として蓄積します。

さらに、個別の会話から得た内容をより抽象的な知識として整理することで、後続の対話や別のタスクでも再利用しやすくします。これにより、各AIエージェントは、過去の対話から得た他者の知識や解決アプローチを参照しながら、自らのサブタスクへの取り組み方や解決案を見直し、他のAIエージェントの取り

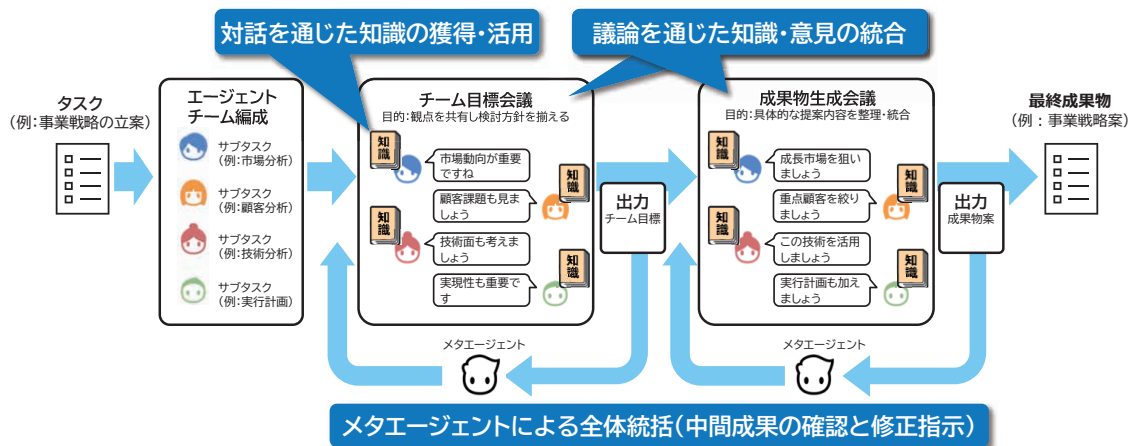


図1 タスク遂行型 AI コンステレーション® 技術

組みとの整合性を高めることができます。

■議論を通じた知識・意見の統合

各AIエージェントが獲得・蓄積した知識を、チーム全体の成果へ結び付けるために、AIエージェントどうしが段階的に議論する会議プロセスを設けています。チーム目標会議では、各AIエージェントが担当するサブタスクについて意見を交換し、他のサブタスクとの関係や解決アプローチを把握しながら、チーム全体で取り組むタスクを具体化します。

続く成果物生成の会議では、それまでに蓄積した知識や議論結果を踏まえ、各AIエージェントが自らのサブタスクについて、成果物に盛り込む具体的な提案内容を提示し、リーダー役のAIエージェントがそれらを統合します。成果物が各サブタスクの要求を十分に反映できていない場合には、問題点を共有し、再度議論して内容を見直します。

このように、各段階で得た知識や議論結果を引き継ぎながら反復的に

検討することで、各AIエージェントの提案内容を融合し、1つのまとまりのある成果物へ統合します。

■メタエージェントによる全体統括

こうしたAIエージェントどうしの議論を、成果物を作成する一連のプロセス全体を通じて適切につなぐため、個々のAIエージェントとは別に、全体を統括するメタエージェントを導入します。

メタエージェントは、各段階の議論や中間成果を確認し、タスクの解決や成果物の改善に向けて、内容の具体化や不要な内容の削除など、後続の議論で反映すべき修正指示を生成します。各AIエージェントはその指示を次の議論の中で具体化することで、前段階での修正指示を後続の議論や成果物にも反映していきます。これにより、チーム全体で取り組むタスクの具体化から成果物の作成まで、各段階の検討結果や修正内容を引き継ぎながら、成果物を段階的に改善します。

さらに、メタエージェントが生成

した修正指示の有効性を、タスクの解決度や後続の成果物への反映度から評価します。その評価結果を強化学習によって修正指示の生成にフィードバックすることで、より有効な修正指示を生成できるようにします。

■人とAIの協働に向けて

今後は、こうした知識共有、対話による協調、全体統括の仕組みに、人が持つ知識や意図、業務上の制約を取り込み、人とAIが協働して複雑なタスクに取り組める技術へ発展させます⁽³⁾。例えば、人が検討の方向性や重視する観点を示し、メタエージェントを介して各AIエージェントの議論や成果物に反映する仕組みが考えられます。

さらに、実業務への適用に向けては、各AIエージェントが企業や業務に固有の専門知識を扱えることも重要です。次に、こうした専門性の向上に向けた取り組みを紹介します。

複数のAIエージェントが 協調して企業知識を活用する 知識グラフ構築技術

■企業知識をつなぐ知識グラフ

生成AIの業務利用が急速に進む中、企業内には報告書、議事録、技術資料、市場調査レポートなど、多様な情報が日々蓄積されています。しかし、このような多様で膨大な情報から必要な部分を横断的に結び付けながら活用することは容易ではありません。

大きな課題の1つが「記載内容の共通性は低いが深い関係のある知識」の統合です。例えば、将来の事業戦略を検討する際には「市場動向」「顧客ニーズ」「競合状況」「研究開発計画」など、複数の部門・業務で蓄積された多様な文書を横断して参照し、それらの情報を関連付けながら検討する必要があります。

しかし近年のAIエージェント技術では、すでに見えているキーワードや文書を基に似た内容の知識を取得することを基本としているため、そのような検索で掘り出すことのできな

い意味的な関係や因果関係、前提条件などが必要になる場合、人間が介入して関係性を理解・整理し結び付ける必要があります。この点が組織内に蓄積された知識を横断的に活用するうえでの大きな障壁となっています。

私たちはこの課題を解決するため、複数のAIエージェントが複数の観点からチェックしながら知識グラフ^{* (4)}を構築することで、複数の文書に散らばって蓄積された多様な人間の知識を関連付けながら汲み取って活用可能にする技術を研究しています。

■企業知識活用における課題

知識グラフでは、「何が」「何と」「どのような関係で結び付いているのか」を整理して表現することで、異なる文書に存在する情報どうしのつながりを把握しやすくなります（図2）。その結果、「記載内容の共通性は低いが深い関係のある知識」を発見・統合し、より広い視点から分析することが可能になります。

一方で、企業内の膨大で多種多様な文書から知識グラフを自動的に構

築することは容易ではありません。まず、人間への報告を前提とした文書が入力となるため、表現の揺れや記述の不整合をうまく調整する必要があります。さらに、複数の部門・業務で蓄積された多様な文書から、見逃しや誤解のないようにさまざまな観点から情報を汲み取る必要があります。結果として、単にAIに文書を読ませるだけでは、企業がめざす複雑なタスク実行に耐える品質の知識グラフに仕上げることは困難でした。

■複数AIによる知識グラフの協調構築

そこで私たちは、知識グラフ構築を複数のAIエージェントによる協調作業として実現する技術を提案しました。図3にそのあらましを示します。

本技術のポイントは、複数のAIエージェントに異なる観点を持たせて相互にチェックさせながら知識グラフを構築することです。図3の

*知識グラフ：人物や組織、技術などの事物とその関係性をネットワークとして表現し、知識どうしのつながりを扱えるデータ構造。

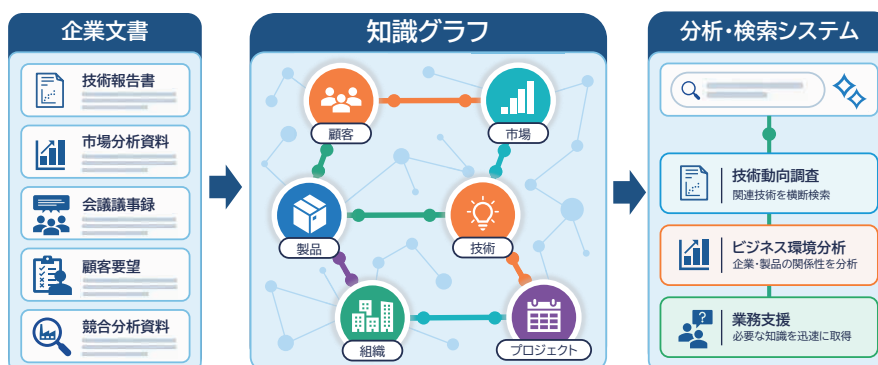


図2 企業内に散在する文書の知識グラフ化イメージ

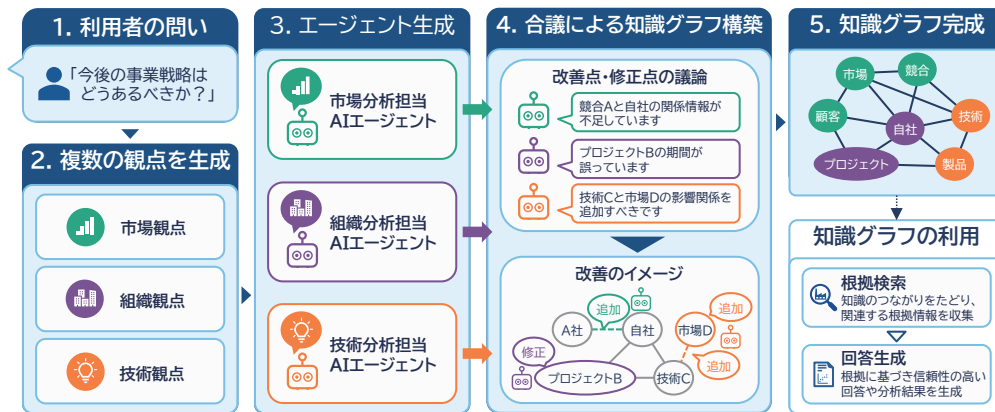


図3 本技術の動作の流れのイメージ

ケースでは、利用者の問いを基に、その問いを理解するために必要となる複数の観点を導出しています。例えば事業戦略に関する問いであれば、市場環境、技術動向、関連組織などが重要な観点になります。

次に、各観点を担当するAIエージェントを生成します。それぞれのAIエージェントは同じ文書群を参照しながらも異なる視点から情報を抽出するため、知識の多面的な抽出と関連付けが可能になります。

さらに、AIエージェントどうしが抽出結果を共有し、相互に確認を行います。あるAIエージェントが見落としていた情報を別のAIエージェントが補完したり、不適切な関係性を指摘したりすることで、知識グラフを段階的に改善していきます。

実験をととして、複数文書にまたがる情報を統合して回答する課題において本技術の有効性を確認しました。特に、単体のAIが相互チェックなしに構築した知識グラフと比較すると、本技術で構築した知識グラフは情報の検索性が高い構造になっ

ており、必要な根拠情報の発見と回答品質の向上に寄与することが分かりました。

このように、本技術では多様な観点を持つAIエージェントどうしの議論と相互検証を取り入れることで、より高品質な知識グラフの構築を実現しています。

■知識グラフを基盤とした自律協調型AIの実現に向けて

本技術で構築された知識グラフには、人物・組織・技術・出来事などの関係が整理されています。そのため、利用者が課題の分析や意思決定を行う際には、単純なキーワード検索ではなく、知識どうしのつながりをたどりながら関連情報を探索できます。例えば、ある技術がどの組織で開発され、どの製品に利用され、どの市場に影響を与えているかといった情報を、知識グラフ上の関係性に基づいて追跡できます。

このように、本技術が構築する知識グラフは、複数の文書に分散した知識を関連付けながら活用するための基盤として機能し、技術調査・競

合分析・研究開発支援・事業戦略立案など、多数の情報源を統合して判断する業務への応用が期待されます。

今後は、前述したタスク遂行型AIコンステレーション®との連携を進める予定です。図4に、知識グラフとの連携イメージを示します。本技術が構築する知識グラフは、このように複数のAIエージェントが共有して利用する知識基盤として活用できると考えています。例えば、各AIエージェントが異なる専門的観点や経験に基づいて課題を検討する際、知識グラフ上に整理された事物間の関係を共通の根拠として参照することで、各AIエージェントは異なる観点から得られた知見を相互に検証しながら認識をすり合わせることができます。さらに、こうした共通知識を活用することで、個々のAIエージェントが保有する知識や経験を組み合わせながら、より適切な分析や意思決定を行うことが期待されます。

将来的には、本技術が構築する知識グラフによる「組織知」と、タスク遂行型AIコンステレーション®が

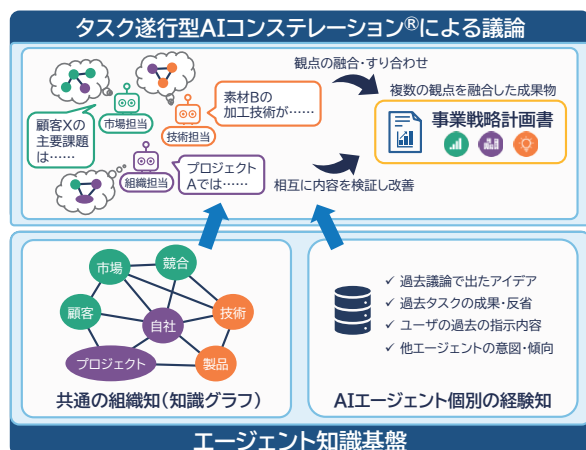


図4 タスク遂行型AIコンステレーション®と知識グラフの統合イメージ

蓄積する「経験知」を融合することで、AIが単に情報を検索するだけでなく、蓄積された知識と過去の経験の双方を活用しながら議論を行い、新たな事業戦略や施策の創出を支援する環境の実現をめざします。これは、NTTの推進する、多様なAIが協調しながら価値を創出するAIコンステレーション®構想全体のさらなる発展にもつながると期待しています。

事業展開に向けた取り組み

研究開発した技術について、実際の業務シーンでの活用が可能なのか、また適用時の課題を明らかにして今後の研究開発にフィードバックするため、さまざまな検証を実施しています。

NTTデータの法人分野の方々と、週報や営業状況などの日常的な業務文書から、専門的な知識を抽出・活用し、事業戦略の検討を支援する技術の実現をめざし、共に取り組ん

でいます。

そのほかにも、実ビジネス上の事業課題解決を目的としたアイデア生成に関して、社内外の方々と複数の検証を実施しています。他技術と比較して、異なる視点から多様な施策アイデアを創出し、それらを組み合わせ、議論することで、より実効性の高い施策案を導出できることを確認するなど、その有効性を実証しています。

まとめ

本稿では、NTT人間情報研究所が取り組むタスク遂行型AIコンステレーション®技術の近年の技術開発と事業展開に向けた取り組みについて述べました。

これまでの取り組みにより、異なる専門性や視点を持った複数のAIエージェントどうしが協調することで、高度な企画立案や意思決定支援など複雑なタスクを解決する技術の実用化が進みつつあります。

今後は、議論の進め方やエージェント構成について、AIエージェント自身が自律的に設計・改善する技術などに取り組み、AIコンステレーション®のさらなる自律化・高度化を図っていく予定です。

参考文献

- (1) <https://journal.ntt.co.jp/article/36104>
- (2) M. Nakatsuji, S. Tateishi, Y. Fujiwara, A. Matsumoto, N. Nomoto, and Y. Sato: "ACT: Knowledgeable Agents to Design and Perform Complex Tasks," Proc. of ACL2025 (Volume 1: Long Papers), pp. 16831-16861, 2025.
- (3) https://www.rd.ntt/research/JN202407_27029.html
- (4) A. Hogan, E. Blomqvist, M. Cochez, C. D'Amato, G. De Melo, C. Gutierrez, S. Kirrane, J. Labra Gayo, R. Navigli, S. Neumaier, A. Ngonga Ngomo, A. Polleres, S. Rashid, A. Rula, L. Schmelzeisen, J. Sequeda, S. Staab, and A. Zimmermann: "Knowledge Graphs," ACM Computing Surveys, Vol.54, No.4, pp.1-37, 2021.



(上段左から) 安井 崇朗/ 古林 隆宏/
藪下 浩子

(下段左から) 松尾 翔平/ 中辻 真

複数のAIエージェントが知識を共有し、議論しながら1つの成果をつくることで、より複雑な課題への対応が可能になります。本記事を通じて、企業知識の活用や人との協働へ広がるマルチAIエージェント技術の可能性を感じていただければ幸いです。

◆問い合わせ先

NTT人間情報研究所
デジタルツインコンピューティング研究
プロジェクト



相手や対話の状況をふまえて応え方を変える 対話AIの実現へ——高EQ対話知性技術

近年、生成AIは単なる情報提供ツールの域にとどまらず、悩みの相談や思考の整理などを行う日常的なパートナーとしても活用され始めています。本稿では、その瞬間の発話の内容だけではなく、対話を取り巻く状況をふまえてAI（人工知能）が対話することで、AIへの親しみやすさ、AIからの思いやりを生み出す対話を実現するための高EQ対話知性技術について紹介します。

キーワード：#対話AI、#EQ、#AIパーソナライゼーション

よこやま りょうた はま けん た
横山 怜汰 / 濱 健太
まつ お かず や おおつか あつ し
松尾 和哉 / 大塚 淳史
えいとく しんいちろう
永徳 真一郎

NTT 人間情報研究所

一問一答的なツールから パートナーとしてのAIへ

生成AIが社会に浸透するに伴い、AIエージェントは「ユーザの質問に対して答えを提供する」単なる情報提供ツールの域にとどまらず、ユーザの状況や背景を理解し、相談相手となったり思考の整理を手伝ったりしながら継続的にユーザを支援する「パートナー」としての活用も広がっています。このような活用では、単にその時々発話内容に回答するだけでなく、それまでの対話の流れやユーザの背景、AI（人工知能）に求められている役割など、対話を取り

巻く状況をふまえて対話を進めることが重要となります。

人間どうしの対話では、発せられた言葉だけでなく、それまでにどのようなやり取りをしてきたか、相手がどのような状況に置かれているかといったこともふまえながら、その場に応じた内容や伝え方を考えています。AIがユーザの「パートナー」となるためにも、その瞬間の発話内容だけをとらえるのではなく、それまでの対話、ユーザについて得られた背景情報などから対話を取り巻く状況をとらえ、それを発話内容や表現に反映することが重要だと考えています。そのため私たちは図1に示

すように、こうした情報をふまえてその場に応じた発話を考えることで、ユーザにとって親しみやすく話しやすい対話につなげ、継続的に良好な関係を築くことをめざしています。このような状況を認識し、それに応じて自身の行動を調整する能力に関する1つの概念として、感情的知能指数（EQ：Emotional Intelligence Quotient^{*1}）が提唱されています。

NTTでは、AIを「パートナー」

*1 EQ：IQ（知能指数）が認知的知能の高さを表すのに対して、感情的知能（EI：Emotional Intelligence）の高さを表す用語として一般に使われています。

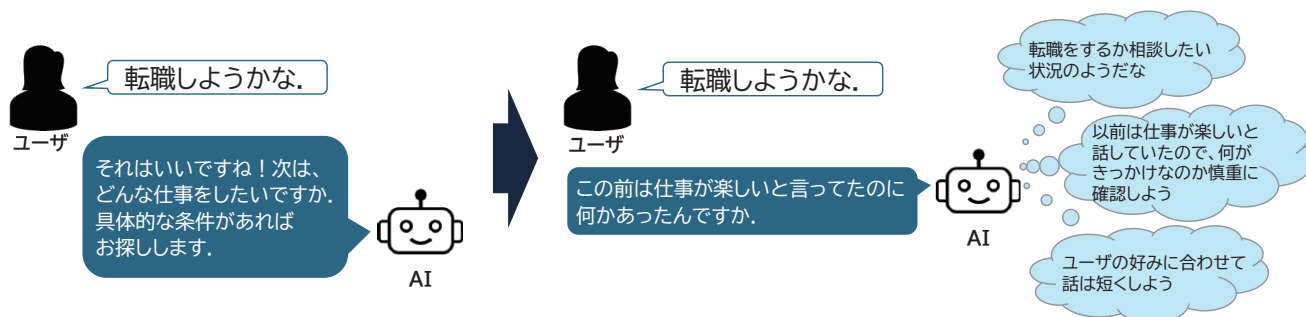


図1 一問一答的なツールからパートナーとしてのAIへの進化

として活用するために、「EQ」の観点に基づき対話の状況や文脈を考慮したAIの発話生成、また、それらの効果を高める背景情報の保持や発話表現の方式に関する高EQ対話知性技術の検討を進めています。

高EQ対話知性技術とは

高EQ対話知性技術では、AIを単なる便利なツールではなく、日々の生活のパートナーとしてAIがより深い支援を行えることを目標としています。ユーザの発話が入力されてからシステムの発話を生成するまでの処理の流れを図2に示します。

高EQ対話において重要なことは、まずユーザの発話から対話の状況をより深く理解することです。本技術では、ユーザの発話において必ずしも明示されない対話の目的やゴール、発言によって伝えようとしている直近のニーズといった対話状況を過去の対話履歴等をふまえて推測します。この推測した対話状況に加え、蓄積したユーザの情報とシステムプロン

プトを併せて大規模言語モデル（LLM：Large Language Model）に入力し発話を生成します。

システムプロンプトとはAIの性格やキャラクタ付けを定義したテキストですが、私たちはこのシステムプロンプトに高いEQを持たせた発話をさせるための発話方針を定義しています。これにより高EQ対話知性技術のAIはユーザにとって単なる有益な情報提供や極端な正論の押し付けではなく、対話を取り巻く状況を考慮した温かみのある高EQ発話を生成します。

そして、高EQ対話知性技術の基盤となるのがユーザ情報の蓄積です。対話ログ（あるいはユーザの行動履歴）から抽出したユーザ情報を私たちは「ナラティブ」と呼ばれる形式で保存しています。「ナラティブ」とは物語を意味しており、ユーザ自身を主人公とした物語の形式でユーザ情報を記録します。ナラティブ形式にすることで、ユーザの情報を無機質な記録の羅列ではなく、ユーザから得られた背景情報と、ユーザが

どのように行動し、結果どうなったかといった一連の情報をユーザの内面を含めてまとめることができます。

最後に、EQやナラティブを考慮した発話内容をどう表現するかについて説明します。一般的な汎用LLMの生成する発話は非常に丁寧ですが、状況によってはやや冗長になってしまうという特徴があります。人間の場合、信頼しているパートナーどうしの対話では、互いの共通認識の下、既知の情報についてはあえて省略し相手が好ましいと感じる情報量に落とした発話をします。このような情報が省略された発話は、聞き手にとっては自身を「分かってくれている」と感じさせる発話であり、これにより相手との信頼関係を深めていきます。

私たちの高EQ対話知性技術においてもこの仕組みを導入し、発話を生成した後、ユーザ情報と照らし合わせてユーザとAIの間で共通認識となっている不要な情報を削除した短い発話にすることでより親密度を高めた発話に変換しています。私

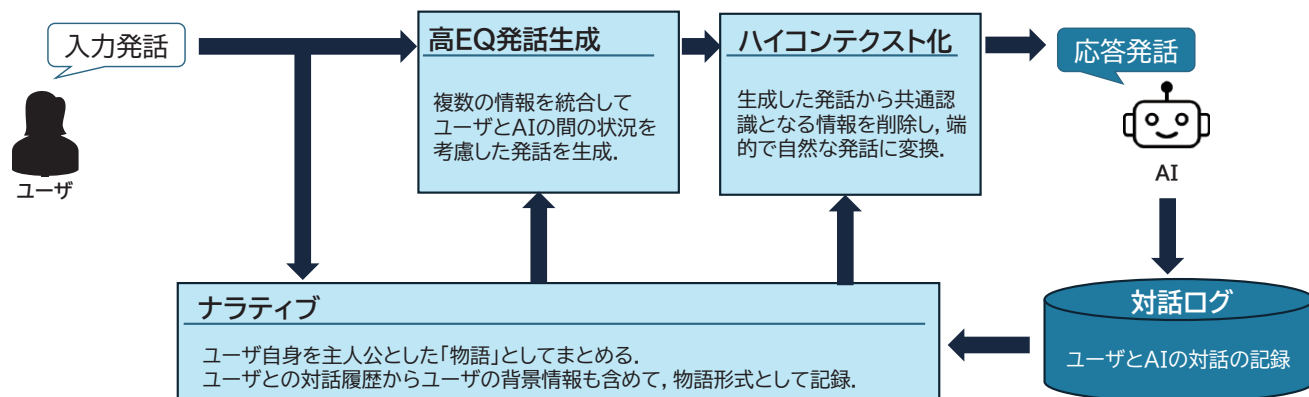


図2 高EQ対話知性技術の構成

たちはこれをハイコンテキスト対話と呼んでいます。

高EQ対話知性技術ではこれら①高EQ発話生成、②ナラティブ、③ハイコンテキスト対話といった要素技術を組み合わせることでユーザを深く理解したパートナーとしての対話を実現しています。

高EQ対話知性技術を構成する要素技術

■ユーザとの対話状況の推測を基により良い対話を実践する高EQ発話生成技術

EQがどのような要素や能力から構成されるのかについてはさまざまな研究議論がなされてきていますが⁽¹⁾、私たちは高EQ対話を実現するAIをめざして、大きく分けて「推測」と「実践」の2つの側面で研究開発を行っています(図3)。「推測」の側面では、個々の発話の中で必ずしも明示されるわけではない、対話

状況(対話を進めるうえで必要な状況)を推測することに取り組んでいます。

近年、人間間のコミュニケーションにおいて他者の状況を推測する能力を参考に、AIについても、他者との対話のゴールや直近の発話時点におけるニーズといった対話状況を推測する能力を測る研究も増加しています。しかし、その多くは英語圏の研究やユーザごとの違いを考慮しない汎用的な状況推測能力を測る研究で、日本語話者や個々のユーザに応じて推測を適応させることの可否は十分明らかにされていません。NTTでは、独自のデータ作成をとおして、ユーザ1人ひとりの物事のとらえ方の違いも加味した、AIによるユーザとの対話状況推測能力の評価方法および対話状況の推測方法について検討を進めています。

一方、十分に対話状況が推測できたとしてもそれだけでEQの高い対話になるとは限りません。例えば、

問題解決に特化するように訓練されたAIとの対話では、ユーザが「単に話に共感してほしい」という直近発話時点におけるニーズを推測できても、共感ではなく問題解決に向けたアドバイスを優先してしまうことが考えられます。

そこで、「実践」の側面では、EQの高さにかかわるさまざまな能力を複数の先行研究から整理し、それぞれの観点について、ユーザがAIの発話に対してどの程度EQが高いと感じるかをユーザ主観で評価することに取り組んでいます。そして、その評価を基準とし、AIによって推測された状況を加味してEQがより高くなるようにAIの発話方針を調整することで高EQ対話を実現するシステムの研究開発も進めています。

■事実と解釈を物語として記憶するナラティブ型ユーザ情報保持技術

AIが対話を取り巻く状況の推測能力を高めるには、長期的な対話を通じて相手の情報を蓄積・更新し、理

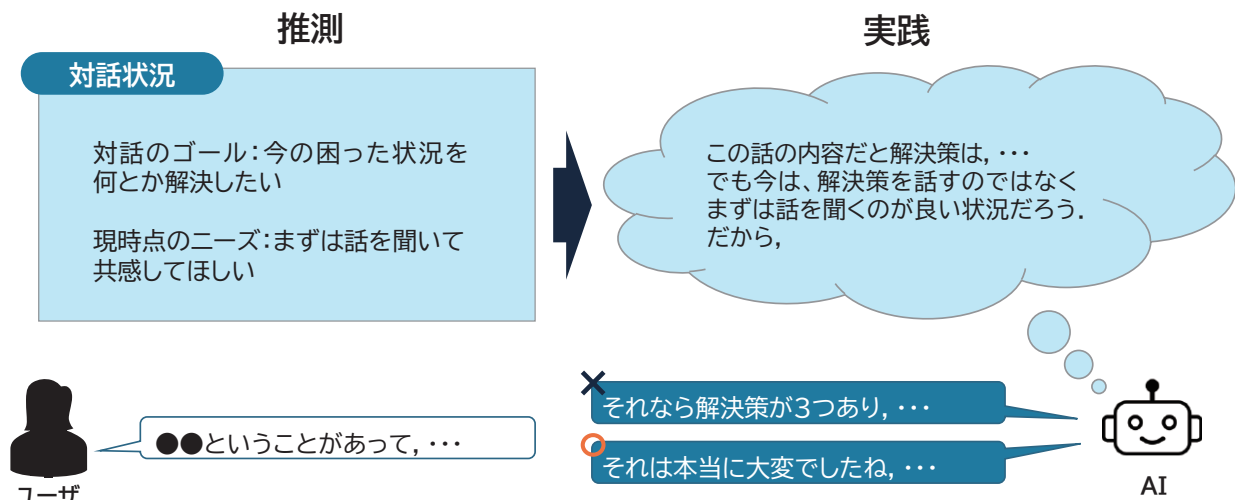


図3 高EQ対話を実現する「推測」と「実践」の側面

解を深めることが重要です。従来の長期対話研究では、人物や出来事を記憶し、検索して応答に活用する方式が研究されてきました。しかし、相手をより深く理解するには、相手の発話に含まれる事実だけでなく、相手本人による出来事の解釈や意味付けまでとらえる必要があります。

NTTでは、事実と解釈を結び付けたナラティブ情報⁽²⁾に着目したユーザ情報保持技術の開発に取り組んでいます。AIはユーザから得た既知情報を物語として記述し、人物との関係や出来事の背景など、物語を充実させるために必要でありながら明らかになっていない情報を特定するよう話を進めます。そして、追加で得られた情報をナラティブに反映し対話を重ねることで、さらにユーザの理解を深めていきます⁽³⁾。

また、ナラティブを活用したAIの応答生成技術の開発にも取り組ん

でいます。例えば、「今度転職する」という発話でも、転職の理由が積極的な状況なのか、消極的な状況なのかによって、適した応答の方向性は異なります（図4）。そのため、対話から得た事実情報に対して、前述のAIにより推定した対話状況も参照しつつ、ユーザ本人の出来事に対する解釈や意味付けを結び付け、ユーザを主役とする物語として推定・更新しながら、発話生成に活用する方法を検討しています。

■ユーザにとって必要な情報だけを 応答に載せて会話するハイコンテ クスト対話技術

雑談のようなオープンドメイン対話^{*2}では、LLMが生成する長く詳しい発話が、必ずしも自然で会話しやすいとは限りません⁽⁴⁾。一方、人間は、会話の目的に必要な情報を過不足なく伝えるときに、相手に応じて表現や情報量を調整していま

す^{(5),(6)}。また、同じ内容について話す場合でも、どの情報を必要と考えるか、どの程度詳しく伝えるかには個人差が存在する可能性があります。

例えば図5に示すように、ユーザAとBは置かれている状況が似ていますが、ユーザAは自分の背景に基づく共感や提案を含んだ発話を好むのに対し、ユーザBは非常にシンプルな発話を好む、といったことが起こり得ます。NTTでは、LLMで合成した対話データの各発話に対して、複数の作業者が各個人の判断基準で不要な部分を添削したデータセットを構築し、このデータセットの分析をとおして、好みの発話量の個人差の有無を明らかにしました⁽⁷⁾。

現在は、この知見を基に、ユーザとの継続的な会話およびナラティブからそのユーザが「不要」と感じる

*2 オープンドメイン対話: 特定の用途や領域に限定されることのない会話。

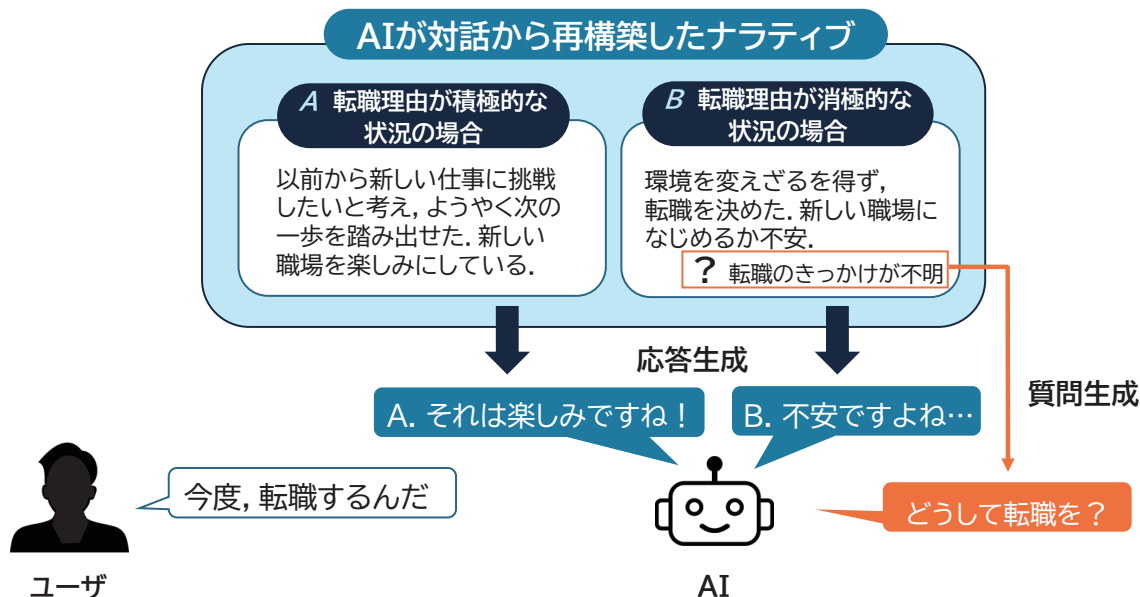


図4 話のとらえ方によるナラティブと応答の変化

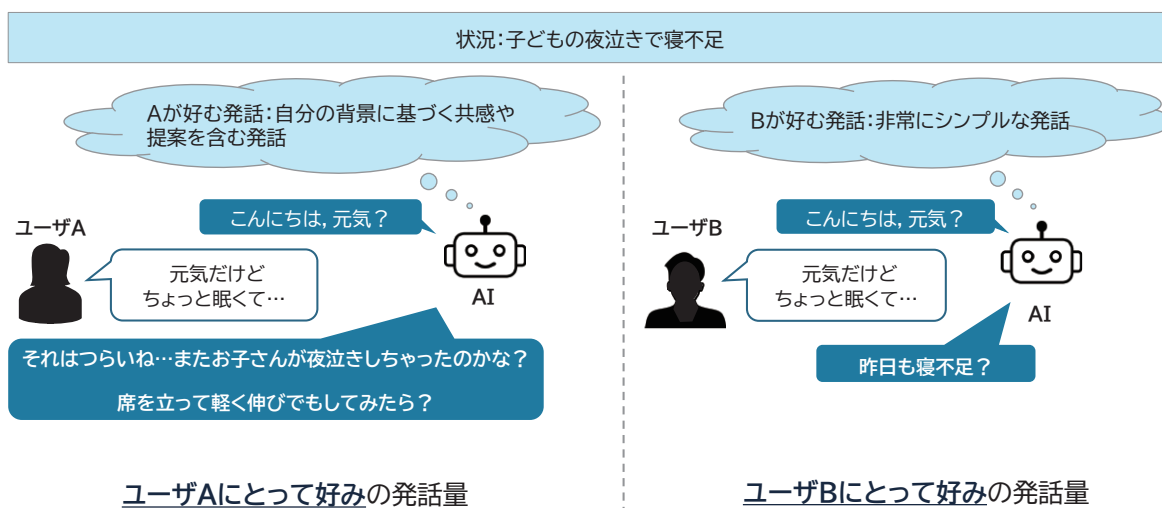


図5 ユーザごとの好みの発話量の例

情報をとらえ、発話の情報量をユーザごとに調整可能な対話システムの研究開発を進めています。

今後の展望

AIを「パートナー」として人とのより良い関係や相乗効果を生み出すための高EQ対話知性技術の取り組み、その技術群として、①対話状況をふまえてより良い対話を実践する高EQ発話生成技術、②個人ごとの背景情報等をAIが整理・保持するためのナラティブ型ユーザ情報保持技術、③話し相手が好む情報量に調整した会話表現を行うハイコンテキスト対話技術、について紹介しました。

今後はこれらの技術を実際利用環境に適用し、AIがパートナーとして人と長期的な関係を築くことの効果や課題を検証していきます。また、人間がAIに過度に依存したり、AIが人を過度にコントロールしたりす

ることなく、人とAIが互いに価値を生み出せる関係を実現するための研究開発を進めていきます。

こうした実証評価や研究開発を通じて技術を高度化するとともに、社会実装に向けた取り組みを進め、AIが人の生活や活動をより豊かにする社会の実現につなげていきます。

参考文献

- (1) J. D. Mayer and P. Salovey: "What is emotional intelligence?," *Emotional development and emotional intelligence: Educational implications*, pp. 3-34, 1997.
- (2) N. Bouizegarene, M. J. D. Ramstead, A. Constant, K. J. Friston, and L. J. Kirmayer: "Narrative as active inference: an integrative account of cognitive and social functions in adaptation," *Frontiers in Psychology*, Vol. 15, 1345480, 2024.
- (3) 濱・大塚・松尾・永徳・野本: "オープンドメイン対話における物語注釈を用いた動的質問項目生成," 2026年度人工知能学会全国大会(第40回), 2026.
- (4) K. Samanta, F. T. Shohan, A. Trabelsi, and R. Khoury: "Simple Agents, Biased Judges: Efficient Multi-Party Dialogue Generation & The Evaluation Gap," *Proc. of the 64th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp.43326-43345, 2026.

- (5) P. Grice: "Logic and conversation," *Speech acts*, pp.41-58, 1975.
- (6) S. E. Brennan and H. H. Clark: "Conceptual pacts and lexical choice in conversation," *Journal of experimental psychology: Learning, memory, and cognition*, Vol.22, No.6, pp.1482-1493, 1996.
- (7) 松尾・大塚・永徳・杉山・野本: "発話量の個人最適化が可能な対話システムの実現に向けた検討," マルチメディア、分散、協調とモバイルシンポジウム(DICOMO), 2026.



(上段左から) 横山 怜汰 / 濱 健太 / 松尾 和哉

(下段左から) 大塚 淳史 / 永徳 真一郎

人とAIが協調してより豊かな未来を実現するために、私たちはAIが人の真のパートナーとなり、人の可能性を広げていくために必要な技術の研究開発や社会実装を進めていきます。

◆問い合わせ先

NTT人間情報研究所
デジタルツインコンピューティング研究プロジェクト



生成AIが切り拓くソフトウェア開発の未来像

生成AIの登場により、ソフトウェア開発は大きな転換点を迎えています。これまでAIは人の開発作業を支援する存在でしたが、今後は、AIが人の実現したい価値や意図を理解し、設計や実装、品質保証、運用保守までを主体的に担うようになると考えられます。その先にあるソフトウェア開発はどのような姿になるのでしょうか。本稿では、人とAIが協働してソフトウェアを継続的に創出、進化させる未来像を示すとともに、その実現に向けてNTTコンピュータ&データサイエンス研究所が進める要求具体化、品質保証、運用保守の研究開発について紹介します。

キーワード：#ソフトウェア開発、#生成AI、#ソフトウェア進化

わかばやし けい
若林 慧

NTTコンピュータ&データサイエンス研究所

生成AIによって変わるソフトウェア開発

生成AIの急速な発展により、ソフトウェア開発におけるAI活用が大きく進展しています。当初は、プログラムコードの生成や補完など、開発者の個別作業を支援する用途が中心でした。近年では、Princeton Universityなどの研究者が開発した、

ソフトウェアの修正やテストを自律的に行うAIエージェント^{*1}であるSWE-agent⁽¹⁾のように、開発者から与えられた目的や指示を基に、既存のソースコードやドキュメントを理解し、一連の開発タスクを自律的に遂行する技術が登場しています。さらに、複数のAIエージェントが役割を分担しながら開発を進めるなど、AIの活用範囲は個々の作業支援

から開発プロセス全体へと広がりつつあります（図1）。

一方で、AIが大量かつ高速にソフトウェアを生成するようになると、新たな課題も生じます。例えば、大規模かつ高い信頼性を求められるソ

^{*1} AIエージェント：与えられた目的に基づき、生成AIが状況を理解して必要な作業を判断し、外部ツールなどを利用しながら複数の処理を自律的に実行する仕組み。

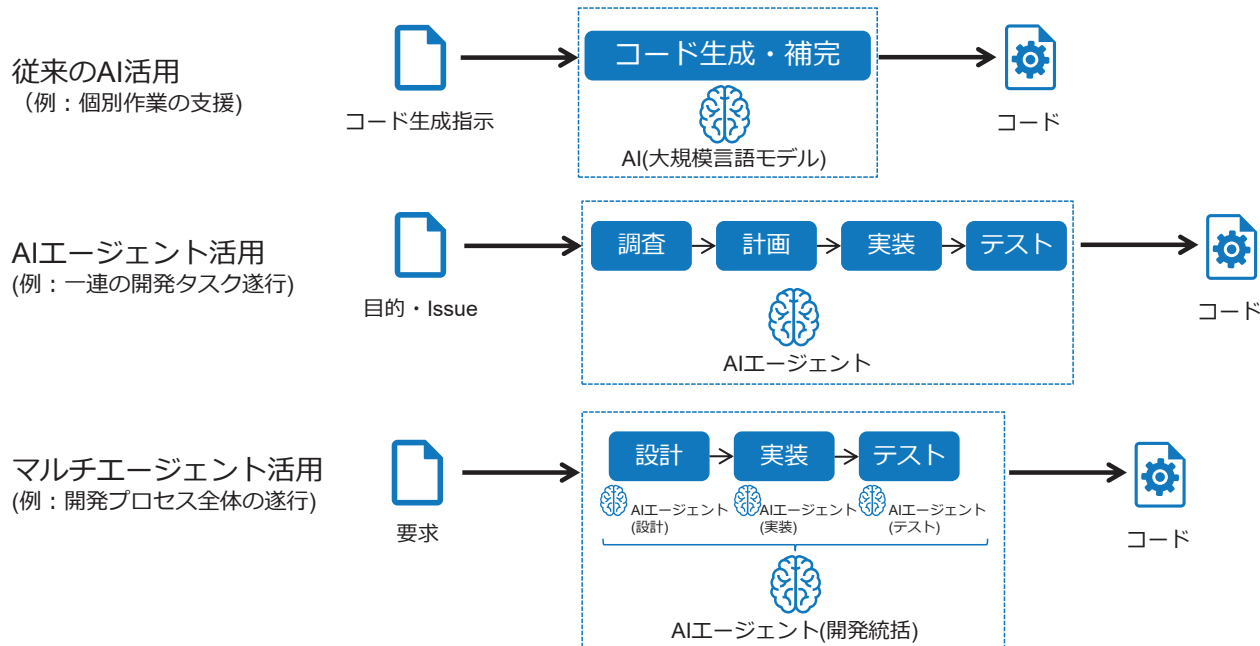


図1 ソフトウェア開発におけるAIの利用形態

ソフトウェア開発にAIを活用する場合、「何を、なぜつくるのか」という開発意図をAIと共有すること、その意図を満たしていることを迅速に確認すること、さらに運用中に得られる情報を次の開発や改善につなげることが重要になります。AIによる開発を高度化するためには、単にコード生成能力を高めるだけではなく、ソフトウェア開発を通じて生み出される情報や知識を、人とAIの双方が理解、活用できるかたちで扱うことが求められます。また、AI利用の拡大に伴い、AIの利用量に応じて発生するコストや、その投資対効果への関心も高まっています。こうしたAI利用コストを共通の指標で把握、評価するための枠組みづくりを目的として、The Tokenomics Foundation⁽²⁾が設立されています。

このような変化を踏まえ、NTTコンピュータ&データサイエンス研究所では、生成AIによる個々の開発作業の効率化にとどまらず、AIが

開発運用をより主体的に担う新たなソフトウェア開発のあり方を見据え、研究開発を進めています。

AIと人が協働するソフトウェア開発の未来像

将来のソフトウェア開発では、人が実現したい価値や方向性を示し、AIがその意図を理解して、要求の具体化から設計、実装、品質保証、運用までを一貫して支援し、さらにはAI自身が主体的に開発を進めるかたちへと変化していくと考えています(図2)。

このようなソフトウェア開発では、人とAIの役割も変化します。AIは、人から与えられた個別の指示に従って成果物を生成するだけではなく、開発の目的や背景、過去の判断、成果物間の関係などを理解し、その情報を基に次に必要となる作業を判断します。一方、人は、M. Aleneziが「コード作成中心から、AIの指揮、

検証、ガバナンス中心へ移行する」⁽³⁾と述べるように、すべての開発作業を直接実施するのではなく、実現したい価値や方向性を示すことや、AIによる判断や成果が目的に沿っているかを確認することなど、より上位の判断を担います。これにより、人とAIが互いに補完しながら、高速かつ継続的にソフトウェアを創出、改善できるようになると考えています。

その実現には、人とAIが開発に関する意図や判断基準を共有できることが重要です。従来のソフトウェア開発では、要件定義書や設計書、ソースコード、テスト仕様書などの成果物に開発情報が記録される一方で、設計時の判断理由や関係者間の議論など、一部の情報は暗黙知として残る場合があります。AIが開発を主体的に担うためには、こうした情報も含め、ソフトウェアが「何のためにつくられ、なぜその構造や振る舞いとなっているのか」を継続的に

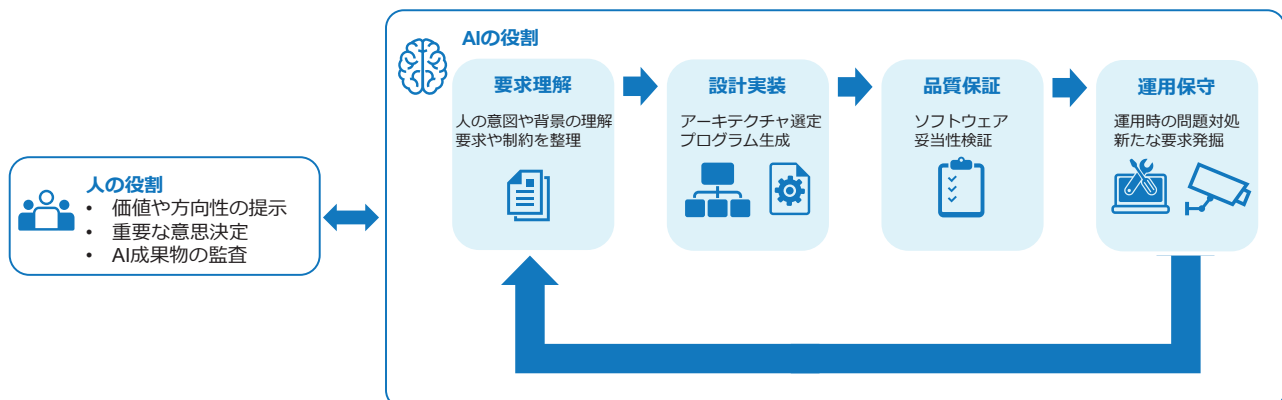


図2 AIと人が協働するソフトウェア開発の未来像

把握できることが求められます。

さらに、ソフトウェア開発を一方の工程としてとらえるのではなく、運用を通じて得られた情報を次の要求や開発へ反映し、継続的に改善していくことも重要です。例えば、利用状況やシステムの振る舞い、障害などの運用情報をAIが理解し、改善すべき事項を抽出することで、新たな要求の具体化やソフトウェアの変更につなげることができます。このように、要求具体化、開発、品質保証、運用で生み出される知識を蓄積し、相互に活用することで、AIがソフトウェアを継続的に理解し、進化させることが可能になります。

未来のソフトウェア開発を支える技術開発

前述した未来像の実現に向け、「要求具体化」「品質保証」「運用保守」の3つの領域で研究開発を進めています。要求具体化では、人の要求や

意図をAIが理解し、ソフトウェアとして具体化します。品質保証では、AIが要求、設計、ソースコードなどの開発情報を活用し、生成されたソフトウェアが要求や設計意図を満たしているかを確認します。運用保守では、AIがシステムの状態や運用中に得られる情報を収集、分析し、次の開発や改善につなげます。

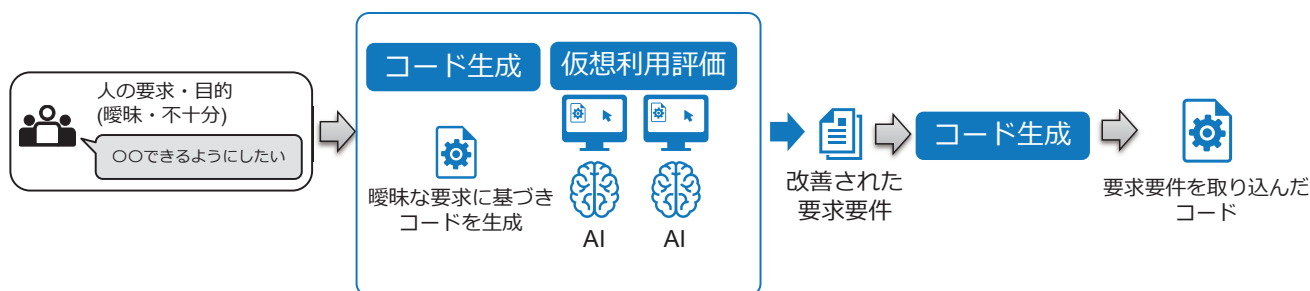
これらの領域を相互に連携させることで、要求から運用までを一貫して支援し、ソフトウェアを継続的に進化させることをめざしています。次に、各領域における主な技術開発の取り組みを紹介します。

要求具体化に関する主な取り組み

ソフトウェア開発の起点となる要求は、必ずしも開発に必要な情報が十分に整理された状態で与えられるとは限りません。利用者が実現したいことや業務上の課題として示され

る要求には、曖昧な表現や暗黙の前提が含まれる場合があります。開発者はソフトウェア利用と関係するさまざまなステークホルダとの対話を通じてその背景や意図を理解し、ソフトウェアとして実現すべき機能や制約へと要件を具体化してきました。AIがソフトウェア開発を主体的に担うためには、このような要求をAI自身が具体化していく過程が重要になります。そこで、人が示した要求や目的から、開発に必要な情報を段階的に具体化する技術の研究開発に取り組んでいます。人の要求に基づいて生成したソフトウェアに対して、AIにソフトウェア利用者を模倣させてユーザビリティを評価することで、ソフトウェア要求に不足している事項を抽出し、利用者の意図をより明確な要求要件へと定義することが可能となります（図3）。

さらに、将来的には、検証時にAIで模倣する対象を、ソフトウェアの利用者だけでなく、実際のソフトウェ



利用者をAIにより模倣し、ソフトウェアを評価
曖昧な要求・目的を明確化する技術

図3 要求具体化に関する取り組み

AIに携わる開発運用担当やシステム企画担当などステークホルダの役割へと拡充することで、ソフトウェアライフサイクル全体の品質を早期に確保する技術の確立をめざします。

品質保証に関する主な取り組み

生成AIによってソフトウェアを高速に生成、変更できるようになる一方で、その成果物が要求や設計意図を満たしていることをどのようにレビューするかが重要になります。AIが生成するソフトウェアの規模や変更頻度が増加すると、人がすべての成果物をレビューすることは難し

くなり、開発速度の向上に対して品質チェックがボトルネックとなる可能性があります。そのため、AIによる開発の高度化と併せて、品質保証についてもAIを活用した仕組みへと変えていく必要があります。

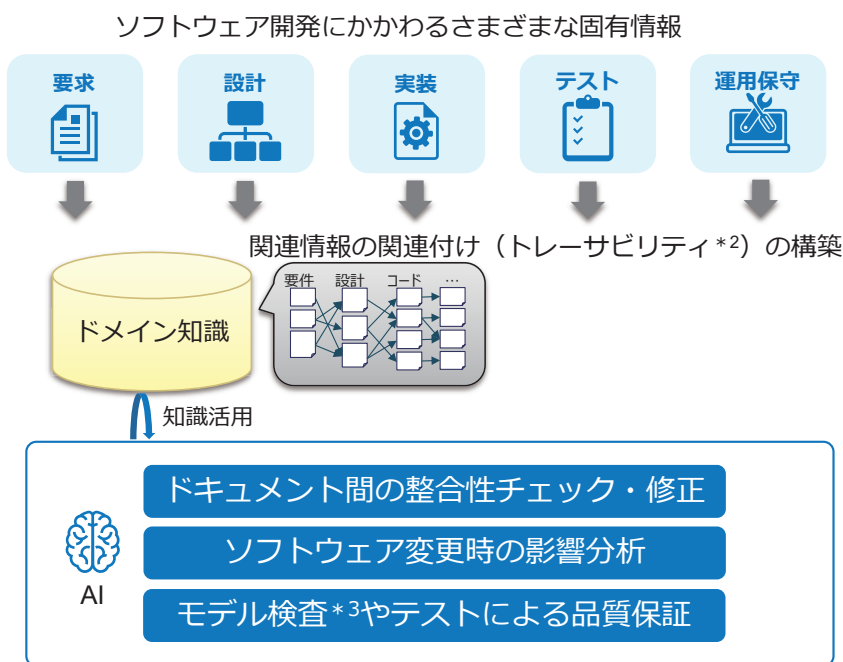
AIを活用した品質保証を実現するため、開発中に作成される要求、設計、ソースコード、テスト、運用保守などの情報を相互に関連付け、生成AIがソフトウェアの内容や変更の影響を理解するための技術に取り組んでいます。これにより、要求と設計、設計と実装などの間に不整合がないかを確認するとともに、確認すべき範囲を特定することで、開発成果物を横断した品質確認を可能に

します。また、生成AIを活用してテスト観点やテストケースを網羅的に生成する技術や、ソフトウェアの振る舞いをモデルとして表現し、想定した性質が満たされていることを検証する技術についても研究を進めています（図4）。

これらの技術を組み合わせることで、人が生成された成果物を1つひとつレビューするのではなく、AIが開発意図との整合性やソフトウェアの振る舞いを継続的に確認し、人は重要な判断や最終的な確認に注力できる開発をめざしています。

運用保守に関する主な取り組み

ソフトウェアの価値を継続的に高めるためには、開発時に想定した仕様や品質だけでなく、実際の運用環境でシステムがどのように利用され、どのように振る舞っているかを把握することが重要です。特に、AIがソフトウェアを継続的に変更するようになると、運用中に得られる情報を理解し、必要な対応や改善につなげることが、AIによる自律的な開発を実現するための重要な要素となり



AIが主体となりソフトウェアに関する品質を保証

図4 品質保証に関する取り組み

*2 トレーサビリティ：要求、設計、ソースコード、テストなど、ソフトウェア開発で作成される情報の対応関係を追跡できる状態、またはその仕組み。

*3 モデル検査：ソフトウェアの状態や振る舞いをモデル化し、要求された性質を満たすかを網羅的に探索して検証する手法。

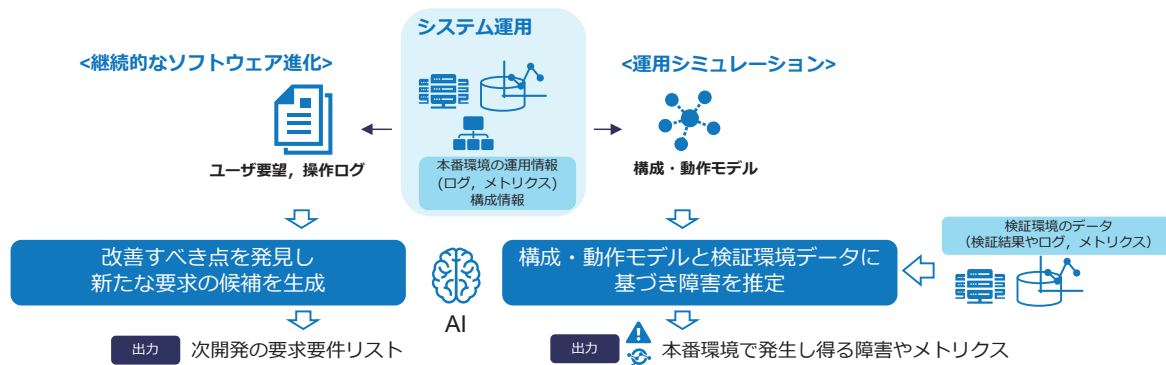


図5 運用保守に関する取り組み

ます。

そのため、システムの構成や振る舞い、運用時に発生する事象をAIが理解し、運用判断や開発へのフィードバックに活用する技術に取り組んでいます。例えば、検証環境と本番環境では、システム構成や負荷、利用状況などが異なる場合があります。検証環境では問題が確認されなくても、本番環境でのみ不具合が顕在化することがあります。そこで、システムの構成や動作をモデル化し、本番環境における振る舞いをシミュレーションすることで、実際の環境で発生し得る問題を事前に把握することをめざしています（図5）。

さらに、将来的には、運用中に得られる利用状況やシステムの状態などをAIが把握し、利用者のニーズや市場動向、技術動向などの外部情報を取り入れながら改善すべき点を自ら見出して、新たな要求の候補として提示することをめざしています。これにより、運用で得られた知識を次の要求具体化や開発へつなげ、ソ

フトウェアを継続的に改善することができるようになると考えています。

今後の展望

本稿では、生成AIが個々の開発作業を支援する段階から、開発運用のさまざまな活動を主体的に担う段階へと進展する中で、人とAIが協働してソフトウェアを継続的に進化させる未来像と、その実現に向けた技術開発について紹介しました。

今後は、各領域で生み出される情報や知識を相互に連携させ、要求の具体化から開発、品質保証、運用保守、さらに次の改善までを一貫して支援できる技術の確立を進めます。将来的には、人が実現したい価値や方向性を示すことで、AIが必要なソフトウェアを開発し、運用状況を踏まえて継続的に改善する世界をめざします。また、AIモデルの最適な切替などによるAI利用コストの削減も組み合わせ、実用的かつ持続可能なAIと人の協働によるソフトウェ

ア開発の実現に向けて、研究開発を進めていきます。

参考文献

- (1) J. Yang, C. E. Jimenez, A. Wettig, et al.: "SWE-agent: Agent-Computer Interfaces Enable Automated Software Engineering," *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 37, 2024.
- (2) The Linux Foundation: "Linux Foundation Launches the Tokenomics Foundation to Define the Economics and ROI of AI Value," Aug. 2026.
- (3) M. Alenezi: "Human-AI Collaboration and the Transformation of Software Engineering Work," 2026.



若林 慧

人とAIが協働するソフトウェア開発を実現するための研究開発を推進していきます。

◆問い合わせ先

NTTコンピュータ&データサイエンス研究所
革新的コンピューティングアーキテクチャ
研究プロジェクト



生成AI時代の大規模ソフトウェア開発を支える トレーサビリティ自動解析技術

生成AIを大規模なソフトウェア開発で活用するためには、変更に関係する要件・設計・実装・テストの依存関係を正確に把握することが重要です。本稿では、開発成果物を自動的に分割・関連付けし、トレーサビリティを構築することで、これらの依存関係を正確に把握する技術を紹介します。この技術を活用して生成AIに必要な情報を適切に与えることで、要件変更に伴う影響分析や修正、ドキュメントの最新化などを効率化する取り組みについて説明します。

キーワード：#ソフトウェア開発、#生成AI、#トレーサビリティ

くらばやし としゆき

倉林 利行

NTTコンピュータ&データサイエンス研究所

特集

生成AIによるソフトウェア 開発の高速化と、大規模開発 への壁

生成AIの発展により、自然言語で実現したいことを伝えながら、ソースコードの生成や修正、テストを短いサイクルで繰り返す開発が可能になっています。特に比較的小規模なソフトウェアでは、生成AIを活用することで、アイデアを素早く実装し、試行錯誤しながらソフトウェアを改善していく開発スタイル（パイプコーディング*など）が広がっています。

一方で、このような生成AIを活用した開発を、そのまま大規模なソフトウェアへ適用することには課題があります。

大規模なソフトウェアには、数多くの要件、設計書、ソースコード、テストケースが存在し、それらが複雑に依存しています。そのため、1

つの要件を変更する場合でも、関連する設計や実装、テストを特定し、それらの整合性を保ちながら変更する必要があります。

しかし、生成AIが一度に扱える情報量には限界があります。大規模なソフトウェアに関する要件・設計・実装・テストの情報をすべて同時に与え、その依存関係まで正確に理解させることは現実的ではありません^{(1),(2)}。

その結果、要件変更への対応に生成AIを活用しようとしても、設計・実装・テストのどこを修正すべきかを正確に特定できなかったり、影響範囲を見誤ることで既存機能の不具合を引き起こしたりする可能性があります。

大規模なソフトウェアで生成AIを活用するためには、すべての情報を一度に与えるのではなく、変更対象に関連する要件・設計・実装・テストを特定し、必要な情報を辿りながら生成AIに与える仕組みが必要です⁽³⁾。その鍵となるのが、ソフトウェア開発で従来から品質確保のた

めに用いられてきた「トレーサビリティ」です。

大規模ソフトウェア開発に おけるトレーサビリティの 重要性

トレーサビリティとは、要件・設計・実装・テストの対応関係を明確にし、それらの一貫性や網羅性を確認したり、変更による影響を追跡したりできる状態にすることです⁽⁴⁾。

大規模なソフトウェア開発では、生成AIの登場以前から、このトレーサビリティが品質を確保するための重要な仕組みとして活用されてきました⁽⁵⁾。

例えば、ある要件が設計や実装へ正しく反映されているか、必要なテストが用意されているかを確認するためには、それぞれの成果物の対応関係を把握する必要があります。また、要件や設計を変更した際には、その変更がどの実装やテストに影響するのかを把握しなければ、修正漏れや予期しない不具合につな

* パイプコーディング：生成AIと自然言語でやり取りしながら、コード生成・修正を繰り返してソフトウェアをつくる開発スタイル。

がります。

そして生成AI時代には、このトレーサビリティが新たな役割を持ちます。変更対象から関連する成果物を辿ることで、大規模なソフトウェア全体を生成AIに与えることなく、その作業に必要な情報だけを選択し与えられるようになるためです。

つまりトレーサビリティは、従来の大規模開発において品質を守るための仕組みであると同時に、生成AIを大規模なソフトウェア開発へ適用するための基盤にもなります。

大規模なソフトウェアを生成AIによって継続的かつ安全に改善していくため、トレーサビリティの重要性はこれまで以上に高まっています。

めざす世界

私たちがめざすのは、要件・設計・実装・テストを自動的に解析してトレーサビリティを構築・維持し、さらに生成AIがその情報を活用することで、大規模なソフトウェアであっても、低コストかつ安全に継続的な

改善を実現できる世界です（図1）。

人手でトレーサビリティを管理する場合、ソフトウェアが変更されるたびに、その対応関係を確認し、更新する必要があります。一方、要件書や設計書、ソースコード、テストケースなどを継続的に解析し、それらの関係性を自動的に抽出・更新できれば、開発者が意識的に管理しなくても、最新のトレーサビリティ情報を維持することが可能になります。

さらに、このトレーサビリティ情報を生成AIが活用することで、大規模なソフトウェア全体の情報を一度に生成AIへ入力する必要もなくなります。例えば、ある要件を変更する際には、その要件に関連する設計、実装、テストをトレーサビリティから辿り、その作業に必要な情報だけを生成AIへ与えることができます。

これにより、私たちは、大規模なソフトウェアにおいても、変更すべき箇所や影響範囲を低コストかつ正確に特定し、生成AIを活用した継続的で安全なソフトウェア改善を実現することをめざします。

トレーサビリティ自動解析技術

前述した世界を実現するため、私たちは、要件書・設計書・ソースコード・テストケースなどの成果物から、トレーサビリティ情報を自動的に構築する技術に取り組んでいます（図2）。簡単にいえば、大規模な成果物を「機能ごとのまとまり」に分け、異なる成果物の間で、どのまとまりどうしが対応しているのかを見つける技術です。本技術の中核となるのは、大規模な成果物から機能などの意味のある単位を抽出する自動分割手法と、異なる開発工程の成果物間にある依存関係を推定する自動関連付け手法です。これら2つの技術を組み合わせることで、成果物の自動分割と自動関連付けを行い、要件・設計・実装・テストを横断したトレーサビリティを構築します。

成果物の自動分割

トレーサビリティを構築するため

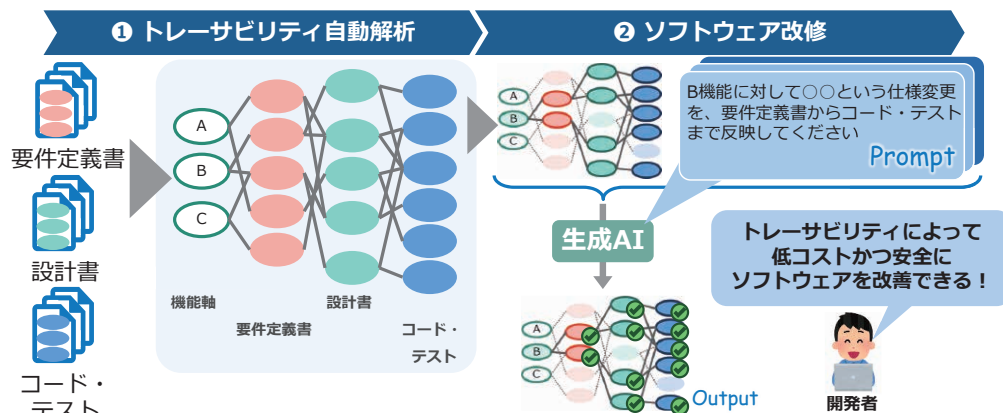


図1 めざす世界

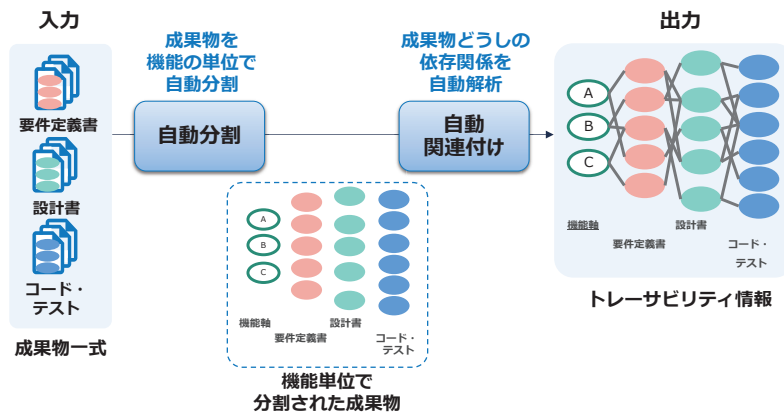


図2 トレーサビリティ自動解析技術

には、まず大規模な成果物を、要件や機能などの意味のある単位に分割する必要があります。例えば、1つの設計書に「ログイン」「ユーザ登録」「パスワード変更」といった複数の機能の説明が含まれている場合、それぞれを別の機能のまとまりとして取り出します。しかし、既存のテキスト分割⁽⁶⁾では、文章中の単語の出現頻度や類似度などに基づいて分割位置を決定するため、文書ごとに異なる情報量や構造に応じてしきい値を調整する必要があります。特に、1つの文書に複数の機能が混在する大規模な成果物では、固定的な基準によって適切な粒度（分割する単位のこと）で分割することは困難です。

そこで、文章が「1つの機能だけに関連している度合い」を表す独立スコアを用いて、粒度を自動的に調整します。

まず文章を一定の単位に分割し、それぞれの文章が各機能とどの程度関連するかを算出します。そのうえで、特定の機能との関連度が他の機能と比較して際立って高い文章ほど、

1つの機能を明確に表していると思われる、高い独立スコアを与えます。

文章をさらに細かく分割した際に独立スコアが向上する場合は、より明確な機能単位に分離できたと判断して分割を続けます。一方、独立スコアが低下する場合は、必要以上に細分化されたと判断して分割を停止します。

これにより、文書ごとにしきい値を細かく調整することなく、内容に応じた機能単位の分割を可能にします。

成果物の自動関連付け

次に、分割された成果物どうしの依存関係を自動的に解析します。例えば、「ユーザはパスワードを変更できる」という要件に対して、パスワード変更画面の設計や、その処理を実装するソースコードが対応します。自動関連付けでは、こうした異なる成果物の対応関係を自動的に見つけます。ここでいう依存関係とは、例えば、ある要件を変更した際に、

それに対応する設計やコードも変更する必要がある、といった関係です。

単純に文章どうしの類似度を比較するだけでは、異なる工程の成果物を正確に関連付けることは困難です⁽⁷⁾。一般に、要件から設計、実装へと開発が進むにつれて情報が具体化・詳細化し、工程間で情報量に大きな差が生じるためです。

そこで本技術では、下流工程の成果物から上流工程に相当する情報を復元し、比較する情報の粒度をそろえたうえで依存関係を判定します。

例えば、要件と設計を関連付ける場合、まず要件から比較に必要な要点を抽出します。一方、設計からは、その設計がどのような要件を実現するためのものなのかに相当する情報を復元します。そして、上流工程に相当する粒度へそろえた情報どうしを比較することで、要件と設計の依存関係を評価します。

同様に、設計とコードなどについても、下流工程の詳細な情報を上流工程に相当する情報へ変換して比較することで、工程間の情報量や具体

度の違いによる影響を抑えます。

この自動分割手法と自動関連付け手法を組み合わせることで、大規模な成果物から機能単位の依存関係を継続的に抽出し、要件・設計・実装・テストを横断したトレーサビリティを低コストで構築・維持することが可能になります。

■活用事例1：要件変更に伴う影響

分析・修正支援

トレーサビリティを活用することで、要件変更に伴う影響範囲の特定から、設計の修正、レビューまでを一連の流れとして支援できます（図3）。

例えば、ある要件が変更された場合、従来は担当者が関連する設計書を確認し、どの個所を修正すべきかを人手で特定する必要がありました。大規模なソフトウェアでは、関連する設計や機能が複数の文書にまたがることも多く、影響個所の見落としや確認コストの増大につながります。

そこで、要件と設計の間に構築したトレーサビリティを利用し、変更

された要件から関連する設計個所を自動的に抽出します。さらに、その情報を生成AIに与えることで、変更内容に応じた設計の修正案を作成できます。修正後は、変更された要件と設計の整合性や、関連個所への反映漏れがないかを生成AIが確認し、レビューまで支援します。

これにより、要件変更のたびに大規模な成果物全体を確認する必要がなくなり、影響分析から修正、レビューまでにかかる時間とコストを削減しながら、安全なソフトウェア改善を実現できます。

■活用事例2：ドキュメント最新化

長期間運用されているソフトウェアでは、ソースコードは継続的に修正されている一方で、設計書や仕様書などのドキュメントが十分に更新されず、実際のシステムと記載内容が乖離していることがあります。その結果、ドキュメントが形骸化し、当時の設計や実装の経緯を知る一部の担当者に仕様理解が依存するなど、システムのブラックボックス化につ

ながります。

この課題に対して、ソースコードと設計書・仕様書の間にトレーサビリティを構築します。これにより、ソースコードの各機能がドキュメントのどの記述に対応しているのかを把握できるようになります。さらに、実際のソースコードの内容と対応するドキュメントを比較し、記載が古くなっている個所や不足している個所を自動的に特定します（図4）。

特定した差分を基に生成AIがドキュメントの修正案を作成することで、現在のソフトウェアの実態に合わせて仕様書や設計書を効率的に最新化できます。これにより、長年の改修によって仕様が分からなくなったシステムについても、既存のソースコードから仕様を再整理し、保守・改修を行う開発者のシステム理解を支援できます。

今後の展望

現在、トレーサビリティの自動構

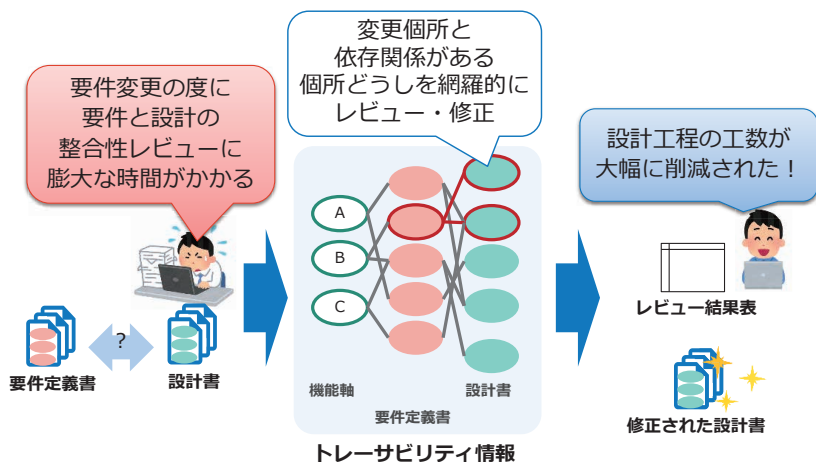


図3 活用事例1

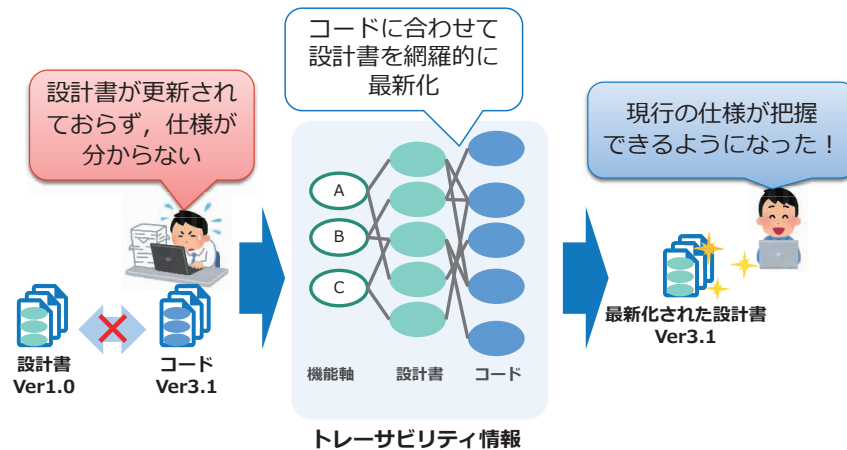


図4 活用事例2

策については、要件・設計・ソースコードまでを対象として、その実現可能性を確認しています。これにより、要件変更に伴う設計・実装への影響範囲の特定や、生成AIを用いた修正支援が可能になりつつあります。

今後は、この対象をテストまで広げていきます。要件・設計・実装・テストを一貫して関連付けることができれば、要件を変更した際に、修正すべき設計やソースコードだけでなく、追加・修正すべきテストケースまで自動的に特定できるようになります。さらに、変更内容に応じたテストの生成や実行、テスト結果の確認まで生成AIが支援することで、設計・実装の修正にとどまらず、その変更が要件どおりに正しく実現されているかを確認する品質保証まで含めた自動化が可能になります。

そして最終的には、要件書や設計書、ソースコードといった成果物に明示的に記録された情報だけでなく、なぜその設計を選択したのか、なぜ

その変更を行ったのかといった設計判断や変更理由、開発者の意図まで、成果物と関連付けて蓄積できるようにします。こうした情報を活用することで、開発者が要件を変更すると、トレサビリティから影響範囲を辿り、過去の設計判断や変更理由、開発者の意図を踏まえながら、設計・実装・テストの更新と検証を連動して行えるようになります。これにより、大規模なソフトウェアにおいても、設計の背景や意図を継承・活用しながら品質を維持し、迅速かつ継続的にサービスを改善できる開発環境を実現します。

■参考文献

- (1) C. E. Jimenez, et al.: "SWE-bench: Can Language Models Resolve Real-world Github Issues?," The Twelfth International Conference on Learning Representations, 2024.
- (2) <https://aclanthology.org/2024.tacl-1.9/>
- (3) <https://aclanthology.org/2023.emnlp-main.151/>
- (4) <https://www.iso.org/standard/72089.html>
- (5) J. Cleland-Huang, O. Gotel, and A. Zisman: "Software and Systems Traceability," Springer London, 2012.

- (6) M. A. Hearst: "TextTiling: Segmenting Text into Multi-paragraph Subtopic Passages," Computational Linguistics, Vol. 23, No. 1, pp. 33-64, 1997.
- (7) A. De Lucia, F. Fasano, R. Oliveto, and G. Tortora: "Recovering traceability links in software artifact management systems using information retrieval methods," ACM Transactions on Software Engineering and Methodology, Vol. 16, No. 4, Article 13, 2007.



倉林 利行

NTTコンピュータ&データサイエンス研究所では、生成AIによる開発の高速化だけでなく、品質も大切にしています。大規模なソフトウェアでも安心して生成AIを活用し、継続的に改善できる世界をめざして研究開発を進めています。

◆問い合わせ先

NTTコンピュータ&データサイエンス研究所
革新的コンピューティングアーキテクチャ
研究プロジェクト



AI時代に向けたグリーンソフトウェア技術

生成AIをはじめとするAI（人工知能）の急速な普及により、データセンタの電力需要とそれに伴う環境負荷への関心が高まっています。今後はハードウェアの省電力化だけでなく、その上で動くソフトウェアについても、開発から運用までの環境負荷を把握し、継続的に削減することが重要です。本稿では、ソフトウェアのCO₂排出量を測るための算定ルール、その実践を支える計測・算定技術、開発前の排出量見積り技術、さらにAI利用そのものの環境負荷を可視化する技術と標準化の動向について紹介します。

キーワード：#グリーンソフトウェア、#脱炭素、#環境負荷

いわつか たくや
岩塚 卓弥

NTTコンピュータ&データサイエンス研究所

AIの普及で高まるグリーンソフトウェアの重要性

生成AIの利用が急速に広がり、ICTを支える電力の問題が改めて注目されています。国際エネルギー機関（IEA）は、世界のデータセンタの電力消費量が2025年の約485 TWhから2030年には約950 TWhへとほぼ倍増し、その中でもAI（人工知能）を中心とするデータセンタの電力消費は約3倍に増えると予測しています⁽¹⁾。

これまでICT分野の環境負荷低減では、低消費電力なプロセッサやサーバ、データセンタの冷却効率向上、再生可能エネルギーの活用など、ハードウェアや設備を中心とした対策が先行してきました。一方、実際にハードウェアをどの程度稼働させるかは、その上で動作するソフトウェアの設計や処理方式にも左右されます。同じハードウェアを利用しても、ソフトウェアによって消費電力は変わるため、ICT全体の環境負荷を低減するにはソフトウェア側からの取り組みも欠かせません。

本稿では、ソフトウェアの開発・運用に伴う環境負荷を把握し、その低減につなげていく考え方を「グリーンソフトウェア」、それを実現するための技術や仕組みを「グリーンソフトウェア技術」と呼びます。グリーンソフトウェア技術にはさまざまなアプローチがありますが、本稿では特に、環境負荷を測定・算定し、将来の排出量を見積もり、改善につなげるための基盤技術と、その土台となる算定ルールの整備を中心に紹介します。

グリーンソフトウェアに対するNTTの取り組み

環境負荷を減らすためには、まず現状を測れるようにする必要があります。しかしソフトウェアには、材料の重量や製造ラインへの投入量といった分かりやすい物量がありません。例えば、開発者が利用するPCの消費電力のうち、あるソフトウェアの開発に起因する部分はどこまでか、複数プロジェクトで共用するサーバやオフィスの空調による電力消費

を、個々のソフトウェアにどのように割り当てるか、といった問題があります。そのため、ソフトウェアのライフサイクルを踏まえてCO₂排出量の算定対象範囲を定めるとともに、共用する機器や設備の環境負荷を個々のソフトウェアへどのように按分^{*1}するかを定義する必要がありました。

NTTでは、まず実際のソフトウェア開発を対象にCO₂排出量の計測・算定の実証を行いました。そこで具体化した計測対象、測定方法、算定手順を、開発現場で実践するためのガイドラインとして整理するとともに、得られた知見を一般化し、異なるソフトウェアや企業の間でも共通に利用できる算定ルールへ反映しています。さらに、ガイドラインと算定ルールに沿った計測・算定を効率的に実践するためのツールも開発しています。

*1 按分：共用するサーバや設備などの環境負荷を、利用時間や利用量など一定の基準で個々の製品・サービスに割り当てること。

開発現場の実情に合わせた 算定ルール整備・ガイドラ イン策定への貢献

ソフトウェア開発におけるCO₂排出量の算定ルールは、開発工程や利用する機器・設備など、開発現場の実態を踏まえて策定する必要があります。そこでNTTでは、まず実際のソフトウェア開発を模したプロジェクトを立ち上げ、開発者の端末や開発サーバなどの消費電力を計測するとともに、工程、作業種別、使用機器、勤務時間などの開発活動に関するデータを取得しました。これらを突き合わせ、どの開発活動がどの機器の電力消費に対応するかという観点で整理することで、ソフトウェア開発に伴うCO₂排出量の算定方法を具体化しました。さらに、この実証で得た知見を、実際の開発現場でも利用できるよう、計測対象や測定方法、算定手順をガイドラインとして整理しました。

ガイドラインは個々の開発現場で計測・算定を実践するための手順を示すものです。一方、その結果を異なるソフトウェアや企業の間でも共通の考え方で評価するためには、算定対象や排出量の割当方法を統一した、業界で共有できる算定ルールが必要です。そこで、実証やガイドライン整備を通じて得た知見を基に、NTTグループ内外の企業と連携し、

経済産業省・環境省の「カーボンフットプリント ガイドライン」*2(2)に整合したソフトウェア製品の算定ルールを策定しました。2024年に策定したルールでは、ソフトウェア開発特有のプロセスや排出源を体系化するとともに、開発者が利用する機器・設備の電力消費を個々のソフトウェア製品へ紐付ける方法を定めました。これにより、機器の利用方法を改善するなど、開発現場の削減努力を算定結果へ反映できるようになります。

2026年には対象範囲をさらに拡大し、調達・開発だけでなく、運用、廃棄までを含めたソフトウェアのライフサイクル全体を対象とする算定ルールを策定しています。これにより、開発時だけでなく、ソフトウェアを利用し続ける間の環境負荷まで一貫して評価できる枠組みへと発展しています。

こうして整備された算定ルールは、実際の業務への適用も始まっています。NTTデータグループ、NTTデータ、リクルートが2026年に公表したシステムエンジニアリングサービス契約のカーボンフットプリント算定⁽³⁾では、この算定ルールに沿って、開発機器の消費電力、空調・照明、通信など実際の活動量を用いた積み上げ算定*3が実施されました。この事例では、同一の契約について、金額を基準とする従来方式による推計値と比べて算定値が約95%低くなり

ました。これは、実際の活動に基づいて排出量をとらえることで、金額を代理指標とする方法よりも業務の実態に即した算定につながることを示しています。

開発現場での計測からレ ポートまでを支えるツール

算定ルールやガイドラインを定め、それだけで現場のCO₂排出量を把握できるわけではありません。精緻な算定には、開発者の端末、サーバなどの消費電力に加え、どの工程で、どのような活動を、どの程度行ったのかという活動量のデータが必要です。これらをプロジェクトごとに人手で記録し、表計算ソフトなどを使って集計・算定するのでは、開発現場に大きな負担が生じます。

そこでNTTでは、ガイドラインや算定ルールの整備と並行して、算定に必要なデータの収集からCO₂排出量のレポート作成までを支援するツールを開発し、提供しています。

このツールでは、開発者が利用する端末の消費電力を取得するととも

*2 カーボンフットプリント：製品やサービスのライフサイクルを通じて発生する温室効果ガス排出量を、CO₂換算で表したものの、またはその手法。

*3 積み上げ算定：消費電力や設備利用など、個々の活動量を把握し、それぞれの排出量を積み上げて全体のCO₂排出量を求める方法。

に、開発工程や作業内容など算定に必要な各種の活動データを収集します。それらをプロジェクト単位で集約し、定められた算定方法に従ってCO₂排出量へ変換することで、開発活動による排出量やその内訳をレポートとして確認できます。

この仕組みの重要な点は、単に最終的なCO₂排出量の数値を出すだけでなく、その値がどのような活動から発生したのかを追跡できることです。例えば、端末利用、開発環境の利用、各工程での活動などに分解して把握できれば、排出量の大きい部分を特定し、改善策を検討できます。さらに、改善後の開発を再び測定することで、「測定、分析、改善、再測定」という改善のサイクルを継続的に回すことも可能になります。このように、共通の「ものさし」となる算定ルール、その具体的な使い方を示すガイドライン、そして現場での実践を支えるツールを一体として整備することで、グリーンソフトウェア技術を日常のソフトウェア開発へ取り込むための環境が整いつつあります。

実績データを活かして開発前に排出量を見積もる

これまで述べてきた算定ルールやガイドライン、計測・算定ツールの整備によって、ソフトウェア開発に

伴うCO₂排出量を共通の考え方で把握し、その実績データを蓄積できるようになってきました。一方、環境負荷を考慮したソフトウェアを設計・調達するためには、開発が終わった後に排出量を把握するだけでは十分ではありません。開発を始める前に「この条件で開発すると、どの程度のCO₂排出量になるのか」を予測し、複数の選択肢を比較できることが望まれます。

そこで重要になるのが、実測・算定によって蓄積した実績データを、開発前の見積もりにも活用することです。NTTでは、新たなプロジェクトの条件から、排出量の特性や傾向が類似する過去の開発実績を特定し、その実績を基にCO₂排出量を見積もる技術を開発しました。どの過去案件を根拠として見積もったのかを示すことができるため、見積もりの再現性や説明性を高められるほか、実績データの蓄積に伴って精度を向上させていくことも期待できます。

将来、環境性能がシステム調達時の評価項目として一般化すれば、価格、納期、品質とともにCO₂排出量を開発前に比較し、開発方式やアーキテクチャを選択することも考えられます。算定は環境負荷を「後から報告するための作業」から、「より良い設計を選択するための情報」へと位置付けが変わっていくことになります。

AI利用に伴う環境負荷と標準化の動き

今後のグリーンソフトウェアにおいて特に重要になるのがAI（人工知能）です。AIはデータセンタの電力需要を押し上げる一方、ソフトウェア開発でも要求分析、設計、コーディング、テスト、運用など幅広い場面で活用され始めています。このため、AIを利用することで開発を効率化するだけでなく、そのAIを利用するためにどの程度の資源を消費したのかも考える必要があります。

ソフトウェアの環境負荷を評価する国際的な仕組みも整備されつつあります。Green Software Foundationが策定したSoftware Carbon Intensity (SCI)⁽⁴⁾は、ソフトウェア利用時の電力消費量、電力の炭素強度*⁴、ハードウェア利用に伴う排出量などからソフトウェアの炭素排出強度を評価する指標で、2024年にISO/IEC 21031として国際規格化されました。

さらに現在はAIを対象を広げた「SCI for AI」の標準化も進んでいます。AIでは通常のアプリケーションとは異なり、データ準備やモデル学習、デプロイ、推論などを含めて環

* 4 炭素強度：電力などを一定量利用したときに、どの程度のCO₂が排出されるかを示す値。発電方法などによって異なります。

環境負荷をとらえる必要があります。SCI for AI⁽⁵⁾は2026年に公開され、ISOへの提案に向けた活動が進められています。

AIの環境負荷については、トークン数や応答時間などからエネルギー消費を推定するさまざまな手法が提案されています。また、AIを支えるデータセンタでは冷却などに水も使用するため、評価対象を炭素排出だけでなく水利用まで広げようとする動きもあります。AI利用が拡大する中、こうした資源利用を測定可能にし、比較・改善できるようにすることが重要になります。

「追加作業」ではなく開発・運用に組み込まれた技術へ

これまでのグリーンソフトウェア技術は、従来のソフトウェア開発・運用にCO₂排出量の計測や算定という新しい作業を追加するところから始まりました。一方、生成AIの急速な普及により、グリーンソフトウェアが対象とする領域も広がっています。AIの学習や推論には大規模な計算資源が利用されるため、従来のソフトウェアに加えて、AI利用そのものについても、どの程度の資源を消費し、どのような環境負荷につながっているのかを把握し、効率化していくことが重要になります。

開発者が特別な作業をしなくても、

開発ツールや実行基盤が利用した計算資源や電力を記録し、開発工程の情報と対応付けて環境負荷が算定される。生成AIを利用してコードや文書を生成した場合にも、その処理に利用された資源がトレース可能なかたちで記録される。そして、性能、品質、コストと同じように環境負荷を最適化の対象とする——そのように、グリーンソフトウェア技術が開発・運用環境の中へあらかじめ組み込まれることが理想です。

AIによる計算需要が増大する時代だからこそ、限られた計算資源や電力を効率良く利用することには大きな意味があります。それは環境負荷を低減するだけでなく、必要な計算資源やクラウド利用量を抑え、システムのコストを低減することにもつながります。

グリーンソフトウェア技術は、環境対策のためだけに付け加える特別な技術ではありません。これからのソフトウェアに求められる品質の1つとして、開発・運用の中に自然に組み込まれていくものです。AIをより広く、持続的に活用していくためにも、「何ができるか」だけでなく、「どれだけの資源でその価値を実現したか」を測り、継続的に改善できるグリーンソフトウェア技術の重要性は、今後さらに高まっていきます。

■参考文献

- (1) <https://iea.blob.core.windows.net/>

- assets/dd7c2387-2f60-4b60-8c5f-6563b6aa1e4c/EnergyandAI.pdf
 (2) <https://www.env.go.jp/content/000124385.pdf>
 (3) <https://leo-cd01.nttdata.com/global/ja/news/topics/2026/042400/>
 (4) ISO/IEC: ISO/IEC 21031:2024: "Information technology — Software Carbon Intensity (SCI) specification," 2024.
 (5) Green Software Foundation: "SCI for AI — Software Carbon Intensity for Artificial Intelligence," Software Standards Working Group, 2026.



岩塚 卓弥

グリーンソフトウェア技術は、ルール整備や標準化と歩調を合わせ、実用段階に達しています。AI時代には、AIを単に便利に使うだけでなく、限られた資源で効率良く活用することが重要です。今後、その実現を支える技術へと発展させていきます。

◆問い合わせ先

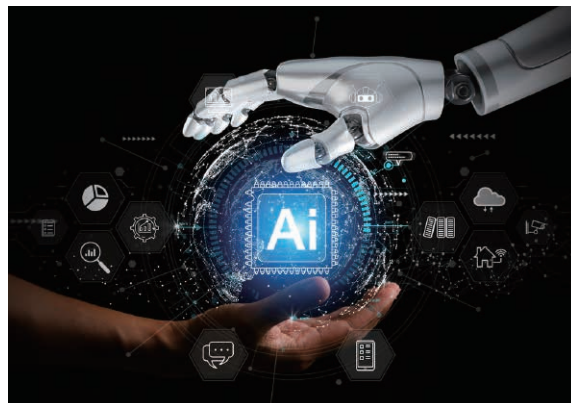
NTT コンピュータ&データサイエンス研究所
 革新的コンピューティングアーキテクチャ
 研究プロジェクト



現実世界を動かす「フィジカルAI」の現在地： 技術，実装，プレイヤー（前編）

フィジカルAIは、AI（人工知能）が現実世界を認識し、判断を行い、物理的なタスクを実行する技術です。前編では、その定義、生成AIや従来型ロボットとの違い、注目されている背景、技術要素、市場規模、利用シーンを整理します。併せて、米国、中国、日本の現状を比較し、米国はAI基盤モデル、中国は量産力・価格競争力・実装の速度、日本は産業ロボット・精密部品・製造現場の知見に強みがある点を示し、普及に向けた課題を概観します。

キーワード：#フィジカルAI、#ロボット、#Vision-Language-Action (VLA) モデル



フィジカルAIとは何か

フィジカルAIは、AI（人工知能）・半導体政策の中でも、現実世界の自動化を担う中核領域として位置付けられています。高市政権は、危機管理投資・成長戦略の一環として、2040年度までに累計370兆円超の官民投資を推進する方針を掲げています⁽¹⁾。2026年6月に戦略17分野・62品目の投資促進策を公表し、その中でもっとも大きな投資額が見込まれているのが「AI・半導体」分野です。主な製品・技術としては、①フィジカルAI（特にAIロボット）、②フィジカル・インテリジェント・システムの中核を担う半導体、③バーティカルAI（領域特化型AI）^{*1}が挙げられています。背景には、生成AIの普及に伴う計算量の増加、データセンター（DC）需要の拡大、DC向け半導体需要の拡大があります。今後

フィジカルAIが本格化すれば、現実世界で動くロボットや機器にも高度な半導体が必要になります。そのため、国内で先端・次世代半導体の生産能力を拡充することが、産業競争力と経済安全保障の両面から重要になっています。

改めて、フィジカルAIとは、カメラ、センサ、LiDAR（ライダー）^{*2}、マイク、触覚センサなどを通じて現実世界の状態を把握し、AIモデルによって状況を理解・判断したうえで、ロボット、車両、ドローン、建設機械、搬送機器、産業設備などを制御するAIシステムを指します。広義には、自動運転車、ドローン、スマート工場、協働ロボット、サービスロボット、ヒューマノイドロボットなども含まれます。本稿では、特にAIロボットを中心とした狭義のフィジカルAIに焦点を当てます（図1）。

表1は、生成AI、従来型ロボット、フィジカルAIを、扱う対象、入力、

出力、強み、主な制約の観点から比較したものです。生成AIとフィジカルAIの違いについては、生成AIが主にテキストや画像などのデジタル情報を扱うのに対し、フィジカルAIは現実世界の物理的タスクを対象とします。代表例は、倉庫での商品ピッキング、建設現場での資材搬送、工場での組立、医療・介護施設での搬送、商業施設での案内や警備などです。特徴は、AIの出力が文章や画像ではなく、移動、把持、搬送、点検、清掃、組立といった動作として現れる点にあります。

次に、フィジカルAIと従来型ロボットの違いをみていきましょう。従来型ロボットは、事前に定義され

*1 バーティカルAI：医療、製造、金融などの特定の業界や専門業務に特化して最適化されたAIシステム。

*2 LiDAR：レーザー光を照射してその反射光が戻るまでの時間を基に、対象物までの距離や3次元の形状を測定する技術。



出典：情報通信総合研究所作成

図1 フィジカルAIの概念図

表1 生成AI・従来型ロボット・フィジカルAIの比較

区分	取り扱う主な対象	入力	出力	強み	主な制約
生成AI	デジタル情報	テキスト、画像、音声、データ	文章、画像、音声、コード等	知識処理、コンテンツ生成、対話	現実世界への直接作用は限定的
従来型ロボット	物理作業	事前設定、制御信号、限定的センサ情報	決められた動作	高速・高精度・反復作業	環境変化への適応が難しいこと
フィジカルAI	現実世界のタスク	センサ、カメラ、言語指示、環境データ	移動、把持、搬送、点検、組立等自律的動作	状況理解、柔軟な行動、人との協働	安全性、コスト、データ、実装負荷

出典：手嶋「AIロボットの動向と展望」(InfocomT&S No.433,2025年5月号)図表2を加筆⁽²⁾

た軌道やルールに基づき、安定した環境下で同じ動作を高速・高精度に繰り返すことを得意としています。代表例は、自動車工場の溶接ロボットや塗装ロボットです。これらは高い生産性を実現しています。ただし、環境変化への柔軟な対応、未知の物体の取り扱いといった面では制約があります。一方、フィジカルAIは、環境変化に応じて自ら情報を収集し、状況を分析し、行動計画を立て、必要に応じて動作を修正することがで

きます。例えば、倉庫内で商品の配置が変わっても、AIが画像から対象物を識別し、最適な位置情報を推論し、ロボットアームを制御することで、タスクを遂行できます。こうした柔軟性が、従来型ロボットと異なる点です。

フィジカルAIが注目される背景

フィジカルAIが注目される背景には、大きく3つの要因があります。第1に、AI技術の進化やロボット技術の高度化、第2に、人手不足や高齢化といった社会課題、第3に、産業競争力や安全保障をめぐる国際的な競争です（表2）。



表2 フィジカルAIが注目される背景

	背景	内容	フィジカルAIにとっての意味合い
1	AI技術の進化	生成AI、マルチモーダルAI ^{※1} 、基盤モデル ^{※2} 、AIエージェントの進展	認識・推論・行動を統合する技術基盤が整いつつあること
2	社会課題	人手不足、高齢化、危険作業、熟練者不足	自動化・省人化・作業支援の需要が拡大
3	産業競争	米中を中心とするAI・ロボット開発競争	半導体、AI基盤、データ、ロボットをめぐる国際競争が激化
	政策要請	産業競争力、経済安全保障、地域課題解決	国による研究開発支援・実証・標準化の重要性の増大

※1 テキスト、画像、音声、動画、センサデータなど、複数の異なる種類の情報をまとめて処理し、人間のように総合的な理解や判断を行う人工知能（AI）システム。

※2 大量かつ多様なデータで訓練された、さまざまなアプリケーションの基盤とできる大規模なAIモデル。

出典：情報通信総合研究所作成

■AIの進化（知覚AIから生成AI、そして行動するAIへ）

AIは、画像認識や音声認識などの“知覚AI”から、文章や画像をつくる“生成AI”へ発展し、近年は計画を立ててタスクを遂行する“AIエージェント”へと広がっています。フィジカルAIは、この延長線上にある“行動するAI”です。

また、ロボット技術も高度化しています。例えば、物を「挟む」だけだった従来のロボットハンドから、人間の手に近い「多指ハンド」へと進化するなど、動作技術が向上しています。このロボット技術の高度化とAIの進化が結びつくことで、AIの能力は「知る」「つくる」から「動かす」へ拡張されています。

■社会課題：人手不足・高齢化・現場作業の担い手不足

フィジカルAIの実装が期待される背景には、日本の人手不足があります。こうした人手不足は、日本がAIロボット開発を推進してきた重要な理由でもあり、内閣府の「ムーンショット目標3」（日本の課題に対する破壊的なイノベーションを生み

出すための国家規模の大型研究開発制度）でも課題意識として言及されています^{※3(3)}。製造、物流、建設、介護、医療、警備、清掃、小売、農業などでは、肉体的負荷が大きい作業、夜間・休日対応、危険作業、単調な反復作業で人材確保が難しくなっています。フィジカルAIは、人間を単純に置き換えるのではなく、作業の一部を補完し、危険作業を代替し、現場全体の生産性を高める技術として期待されています。

■政策動向と産業競争力

フィジカルAIは、業務効率化にとどまらず、次世代の産業基盤としても注目されています。ロボット、半導体、センサ、通信、クラウド、エッジコンピューティング、AIモデル、ソフトウェア、データ基盤が複合的にかわるため、関連する産業の裾野が広いからです。

各国政府はフィジカルAIの実現に向けて政策対応を進めています（図2）。米国は、ビッグテックを中心とした民間リスクマネー主導の市場創出を進めています。また、欧州はAIルールメイキングを通じた競

争優位性の確立を推進しています。一方、中国は、国家主導での大規模な産業政策を実施しています。日本は、当該分野では出遅れ感があるとの現状認識のもと、前述のとおり、戦略17分野・62品目の投資促進策の1品目としてフィジカルAIをとらえ、注力分野として投資を推進しています。

米国、中国、日本のフィジカルAIの強みと課題を示したものが表3です。米国では、AI基盤モデル、半導体、クラウド、シミュレーション基盤を握る企業が、フィジカルAIの中核技術をリードしています。また、中国では、ロボット本体の量産、価格競争力、社会実装のスピードが強みとされています。これに対し日本は、産業ロボット、FA機器、精密部品、センサ、モーター、制御技術、製造現場の知見といった蓄積を有する一方、AI基盤モデルやソフトウェ

※3 内閣府「ムーンショット目標3」では2050年までに、AIとロボットの共進化により、自ら学習・行動し人と共生するロボットの実現を目標にしており、その背景として少子高齢化の進展による生産年齢人口の減少を掲げています。

AIロボティクスの市場動向

AIロボティクス実現に向けた各国の政策的対応・現状



（出典）The Humanoid 100: Mapping the Humanoid Robot Value Chain、その他、各種報道・レポートによる公表情報から引用

出典：経済産業省「AIロボティクス検討会」参考資料（2025年10月）より抜粋

https://www.meti.go.jp/shingikai/mono_info_service/ai_robotics/pdf/20251008_2.pdf

図2 各国の政策的対応・現状

表3 米国、中国、日本のフィジカルAIの現状比較

	米国	中国	日本
強み	<ul style="list-style-type: none"> ・ AI基盤モデル（VLAモデル、世界モデル） ・ 半導体（GPU等） ・ クラウド環境 	<ul style="list-style-type: none"> ・ 低コスト、量産力を実現するサプライチェーン ・ 膨大な実データの収集 ・ 社会実装の速さ 	<ul style="list-style-type: none"> ・ 精密部品・センサーの高い信頼性 ・ 世界トップシェアの産業用ロボット ・ 製造現場の専門的な知見
課題	<ul style="list-style-type: none"> ・ ハードウェアの製造コスト ・ 物理世界でのデータ収集 	<ul style="list-style-type: none"> ・ 精密制御・耐久性のノウハウ ・ 海外市場でのデータリスクと地政学リスク（米国の輸入規制等） 	<ul style="list-style-type: none"> ・ ソフトウェア・AI人材の不足 ・ データ駆動型の基盤モデルの遅れ（米国、中国に比べ）※

※ データ駆動型の基盤モデルについては、AI Robot Association (AIRoA) <https://airoa.org/ja/>がAI×ロボット基盤モデルとデータエコシステムを世界に発信することを目的としたプラットフォームの共有と普及をめざし活動を進めている。

出典：JPI（日本計画研究所）主催「AIロボットの進展と国際競争／日米中比較：フィジカルAI時代のAIロボットの動向と今後の展望」（2026年4月3日、手嶋、張）の講演資料を基に作成。 <https://www.jpi.co.jp/seminar/1773>

アプラットフォームでは海外勢に後れを取る可能性も指摘されています^{*4}。

そのため、日本にとってフィジカルAIは、強みを活かしながら弱みを補完し、国際競争力を高めたい政策領域となっています。特に、ロボッ

ト本体、部品、製造業の現場データ、通信インフラ、エッジ処理技術を組み合わせ、産業現場に実装可能なソリューションとして展開できるかが鍵となっています。

なお、国別の事業者動向の詳細は後編で取り上げます。

■市場規模

フィジカルAIの世界市場は、インドの調査会社 Cervicorn

Consultingによると、2034年には2025年比で約13倍の約679億ドルになると予測されています（図3）。

背景には、ロボット、センサ、AIモデルの急速な進化により、機械が現実世界を認識・学習し、自律的に行動できる領域が広がっていることがあります。特に、製造、物流、医療などで人手不足や生産性向上への対応として自動化需要が高まってい

*4 情報通信総合研究所実施の有識者へのインタビュー情報より記載。



ることに加え、協働ロボットやヒューマノイドなど、人と同じ空間で働くロボットの受容が進んでいることが市場拡大見通しの要因です。また、コンピュータビジョン、強化学習、自然言語処理などの進展により、ロボットが多様な環境で柔軟に動作できるようになりつつあること、各国政府がスマート製造やロボティクスの導入を支援していることも、成長要因とされています。

フィジカルAIの技術要素

フィジカルAIは単一の技術ではなく、複数の技術要素が連携しています。大きく分けると、学習、認識、推論、計画、制御、実行、インフラの各層から構成されます（表4）。

■学習：実世界データとシミュレーションデータ

フィジカルAIでは、現実世界で適切に行動するための学習データが

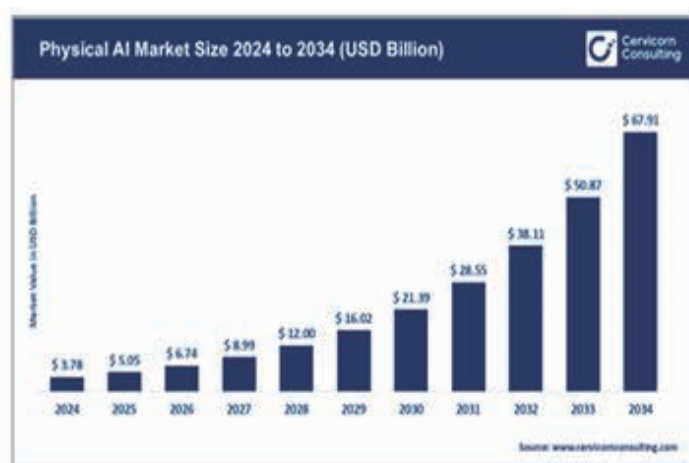
不可欠です。ただし、ロボットの動作、把持、歩行、人との協働、現場環境に関するデータは収集コストが高く、量も限られます。そのため、シミュレーションやデジタルツインで多様な状況を再現し、現実では取得しにくいデータを補うことが重要です。一方、仮想環境と現実には差があるため、シミュレーションで学習したモデルを現実世界へ移行するSim-to-Realが技術課題となります。

■認識：センサとマルチモーダルAI

フィジカルAIの第一歩は、カメラ、深度センサ、LiDAR、触覚センサ、マイクなどからデータを取得し、現実世界を認識することです。現実環境では、照明、遮蔽、物体の見え方、人や物の移動が認識精度に影響します。安全性が重要な現場では、誤認識が事故につながるため、高い精度だけでなく信頼性、冗長性、異常検知能力が求められます。

■推論・計画：世界モデルと行動予測

フィジカルAIでは、見えているものを認識するだけでなく、行動の結果を予測する必要があります。こ



*Cervicorn Consulting [<https://www.cervicornconsulting.com/physical-ai-market>]

出典：総務省AIガバナンス検討会事務局「AI事業者ガイドライン更新に向けた論点」（2025年12月2日）より抜粋
https://www.soumu.go.jp/main_content/001043445.pdf

図3 フィジカルAIの世界市場

表4 フィジカルAIの技術要素と主な役割・課題

プロセス	技術要素	主な役割	主な課題
学習	実世界データ、シミュレーション、デジタルツイン	多様な状況への対応能力を獲得	データ不足、Sim-to-Real
認識	カメラ、センサ、マルチモーダルAI	環境・物体・人の状態を把握	照明、遮蔽、誤認識
推論・計画	世界モデル、タスク分解、行動予測	行動結果を予測し手順を決定	不確実性、複雑環境
制御	VLAモデル、制御工学、安全制御	実際の動作に変換	精度、応答速度、安全性
実行	ロボット本体、ハンド、移動機構	物理的作業を遂行	コスト、耐久性、身体能力
インフラ（プロセス横断）	エッジ計算、通信、クラウド、運用管理	複数機器・システムを連携	遅延、信頼性、セキュリティ

出典：情報通信総合研究所作成

ここで重要になるのが、環境の状態、物体の関係、物理法則、行動結果を内部的に表現する世界モデルです。つまり、物体などが物理的にどう振る舞うかを、モデルの中に予測可能なかたちで持っているということです。ロボットは、実際に動く前に行動の結果を推定し、目的に合う手順を選択します。

■制御：Vision-Language-Action モデル

ロボット制御で注目されているのが、視覚情報、言語情報、行動情報を統合する Vision-Language-Action (VLA) モデルです。VLA モデルは、言語指示や視覚状況に応じて動作を生成し、従来必要だった個別プログラミングの負担を減らす可能性があります。ただし、現場では安全性、応答速度、精度、説明可能性が求められるため、基盤モデルと制御工学、安全設計、現場ノウハウを組み合わせることが重要です。

■実行：ロボットハードウェアと身体能力

AIが高度な判断を行っても、実際

に作業する身体が十分でなければフィジカルAIは機能しません。ロボットアーム、ハンド、移動機構、関節、モーター、バッテリー、センサ配置など、ハードウェアの性能が実装可能性を左右します。特に把持能力やヒューマノイドの移動能力では、コスト、耐久性、安全性が大きな課題です。

■インフラ：エッジ計算・通信・クラウド連携

フィジカルAIはロボット単体では完結せず、エッジ計算、通信、クラウド、運用管理基盤と連携して機能します。現場での即時判断には低遅延・高信頼な通信が必要であり、大規模な学習やデータ分析にはクラウドが活用されます。特に人と機械が同じ空間で働く場合には、システム全体としての信頼性設計が不可欠です。この点は、日本企業にとっても事業機会となり得ます。NTTは、AI時代を支える次世代インフラ「AIOWN」の提供を開始しています⁽⁴⁾。「AIOWN」は、光電融合技術をはじめとするIOWN(ネットワー

クそのものの光化)の技術をベースに、GPU・電力・DC・AIモデル(ソフトウェア)までを顧客向けにパッケージングして提供する統合的な「サービス基盤」です。

フィジカルAIの利用シーン

フィジカルAIの利用シーンは多岐にわたりますが、短期的には、投資対効果が見えやすく、作業範囲が比較的限定され、安全管理がしやすい産業用途から導入が進むと考えられます。特に、物流、製造、建設、点検、警備、清掃、農業、医療・介護などが有望領域です(表5)。各分野の用途、効果、導入上の主な課題について取り上げます。具体的な事例は後編で紹介します。

■物流・倉庫：ピッキング、搬送、仕分け

物流・倉庫は、フィジカルAIの代表的な導入領域です。EC拡大に伴い、ピッキング、仕分け、搬送、検品などの人手不足が課題となって

表5 フィジカルAIの主な利用シーン

分野	主な用途	期待される効果	導入上の課題
物流・倉庫	ピッキング、搬送、仕分け	人手不足対応、処理能力向上	多様な商品の把持、既存システム連携
製造	組立、検査、搬送、設備点検	変種変量生産への対応、生産性向上	安全性、精度、ライン停止リスク
建設	資材搬送、配筋、現場巡回	危険作業削減、作業負担軽減	現場環境の変化、耐久性
インフラ点検	橋梁、トンネル、プラント点検	点検効率化、危険区域への対応	異常検知精度、制度・運用
医療・介護	搬送、見守り、巡回	職員負担軽減、夜間対応	安全、倫理、プライバシー
小売・サービス	案内、警備、清掃	省人化、サービス品質向上	顧客受容性、混雑環境での安全
農業・食品	収穫、選別、搬送	労働負担軽減、品質安定	屋外環境、対象物のばらつき

出典：情報通信総合研究所作成



います。フィジカルAIを活用すれば、商品を認識し、最適な把持方法を判断し、ロボットアームで取り出すことが可能になります。また、在庫配置、作業者の動線、ロボット経路をデータ駆動で最適化することも期待されます。

■製造：生産活動の支援

製造業では、産業用ロボットが定型作業を中心に普及してきました。近年は、製品ライフサイクルの短期化や変種変量生産への対応が求められ、柔軟な自動化のニーズが高まっています。フィジカルAIは、部品供給、組立、検査、搬送、設備点検、段取り替え支援などで、人間の熟練作業を補助しながら生産性と安全性を高めることが期待されます。

■建設：資材搬送、配筋、現場管理

建設業は、人手不足、高齢化、危険作業、現場ごとの環境差といった課題を抱えており、フィジカルAIの活用余地が大きい分野です。資材搬送、測量、配筋、設備点検、進捗管理、危険箇所の監視などで、現場状況を認識しながら作業計画を調整する活用が考えられます。これにより、作業員の身体的負担や危険区域での作業を減らし、現場管理の精度を高めることができます。

■インフラ・設備点検：危険作業の代替

道路、橋梁、トンネル、発電所、通信設備、上下水道、プラントなどの点検も重要な用途です。老朽化するインフラの点検・保守需要が増える一方、熟練技術者の不足や危険作

業の負担が課題となっています。ロボットやドローンが人の入りにくい場所でデータを取得し、AIが異常候補を提示することで、点検の効率化と精度向上が期待されます。

■医療・介護：搬送、見守り、身体負担軽減

医療・介護分野では、人手不足と身体的負担が大きな課題です。フィジカルAIは、まず搬送、見守り、巡回、物品管理など比較的定型的な業務から導入されると考えられます。病院内の物品搬送や介護施設での夜間巡回を支援できれば、職員の負担軽減につながります。ただし、人の安全、尊厳、プライバシーへの配慮が不可欠です。

■小売・サービス：案内、警備、清掃、接客支援

商業施設、空港、駅、ホテル、オフィスビルなどでは、案内、警備、清掃、巡回、在庫確認、接客補助などへの活用が見込まれます。ロボットが人の流れや混雑状況を認識し、適切な経路で移動する、利用者の質問に応じて案内する、異常を検知して警備員に通知する、といった対応が可能になります。一方で、顧客受容性、混雑環境での安全、多言語対応が課題です。

■農業・食品：収穫、選別、搬送

農業・食品分野では、収穫、除草、農薬散布、選別、搬送などにロボット活用の余地があります。屋外環境や農作物の形状・成熟度のばらつきにより自動化は難しい一方、人手不足を背景に省力化への期待は大きい

といえます。画像認識により成熟度を判断し、傷つけずに収穫する技術や、食品工場での把持、異物検査、盛り付け、包装への応用が期待されます。

■産業構造への影響

フィジカルAIの普及は、単にロボットの市場を拡大するだけでなく、産業構造にも影響を与える可能性があります。

第1に、労働集約的だった現場業務の一部が、資本設備とソフトウェアによって代替・補完されていくと考えられます。第2に、現場データが蓄積され、業務改善や新たなサービス開発に活用される可能性があります。第3に、ロボット単体の販売にとどまらず、運用サービス、保守、データ分析、業務設計を含むソリューション型ビジネスが台頭する可能性があります。

特に重要なのは、これまで人間の暗黙知に依存していた現場業務がデータ化される点です。センサやロボットを通じて作業データが蓄積されれば、作業の標準化、品質管理、予測保全、教育訓練などに活用できます。一方、当面は人間を完全に置き換えるのではなく、ロボットが作業の一部を補助し、人間が例外対応、判断、監督、改善活動を担うかたちが現実的です。そのため、人とAIロボットの役割分担を設計することが重要になります。

課題	コスト	安全性	データ不足	実装負荷	社会受容性	責任分担
内容	本体価格、導入費、保守費が高い	人や設備へのリスク	実世界データが少ない	現場調整・システム連携が必要	人との協働、雇用、プライバシー	事故・誤作動時の責任が不明確
対応の方向性	用途限定、RaaS、共同利用	フェイルセーフ※、認証、運用ルール	シミュレーション、データ共有、現場学習	SI、標準化、導入支援	説明、教育、倫理設計	契約、制度整備、ログ管理

※ 人が装置や設備のトラブルによって人命リスクを負わないように配慮する設計方法のこと。

出典：情報通信総合研究所作成

図4 フィジカルAIの課題

普及に向けた課題

フィジカルAIには大きな可能性がある一方で、普及には複数の課題があります（図4）。

第1に、コストです。ロボット本体、センサ、計算資源、システム連携、現場カスタマイズ、保守を含めると導入費用は高くなります。第2に、安全性です。現実世界で動くため、誤動作が人身事故や設備損傷につながる可能性があります。第3に、データの制約です。現場ごとの違いや機密性がデータ蓄積の障壁となる場合があります。第4に、実装工程の複雑さです。業務設計、動線設計、既存システム連携、従業員教育、保守体制が必要です。第5に、社会受容性や責任分担です。事故時の責任、個人情報、雇用、心理的抵抗なども重要な論点です。

前編のまとめ

フィジカルAIは、AIがデジタル

空間から現実世界へ拡張する重要な潮流です。生成AIが文章や画像を生成する技術として普及したのに対し、フィジカルAIは、認識、推論、計画、制御、実行を通じて物理的なタスクを遂行します。その背景には、AI技術の進化、人手不足、国際競争の激化、政策的要請があります。日本にとっては、社会課題への対応と産業競争力の再構築の両面で重要な技術領域です。

利用シーンは、物流、製造、建設、インフラ点検、医療・介護、小売・サービス、農業・食品など多岐にわたります。短期的には、作業範囲が明確で投資対効果を示しやすい用途から導入が進むと考えられます。一方、普及にはコスト、安全性、データ、実装負荷、制度、社会受容性といった課題があります。基盤モデルやロボット本体の性能だけでなく、業務設計、通信・計算インフラ、安全設計、運用ノウハウを含む総合的な実装力が問われます。

後編では、こうしたフィジカルAIをめぐる世界の主要プレイヤー、米国・中国・日本の業界構図、普及に

おける課題への対策、日本企業の勝ち筋について整理します。

参考文献

- (1) <https://www.cas.go.jp/jp/seisaku/nipponseichosenryaku/pdf/jgs2026gaiyou.pdf>
- (2) <https://www.icr.co.jp/newsletter/wtr433-20250512-teshima.html>
- (3) <https://www8.cao.go.jp/cstp/moonshot/sub3.html>
- (4) <https://group.ntt.jp/ir/library/nttis/aiown.html>



株式会社情報通信総合研究所
（左から）主任研究員 張 怡
主席研究員 手嶋彩子



NTTコミュニケーション科学基礎研究所
フェロー

守谷 健弘 Takehiro Moriya

声を圧縮し、世界をつなぐ ——「知の泉」から生まれた符号 化技術と国際標準

音声や音楽の信号をデジタル化し、携帯電話やアプリなどを通じて、高い品質を保ちながら効率良く届けるのに不可欠な「音声・音響符号化技術」。40年以上にわたり、この研究と国際標準化を牽引してきた守谷健弘フェローは、現在、立体的な音場まで伝える音声・音響符号化技術「IVAS」の標準化に取り組んでいます。研究という「知の泉」から、いかに技術を育て、世界で使われる「恵み」へつなげるのか。これまでの歩みと、次世代の研究者への思いを伺いました。



携帯電話の音声を支える基礎技術に携わって

守谷さんは長年、音声・音響符号化の研究に携わってこられました。どのような変化を感じておられますか。

まず、携帯電話の音質は非常に良くなりました。携帯電話では使える電波が限られていますから、同時に利用できる人数を増やすためには、極限まで情報量を圧縮する必要があります。方式や通信条件に応じて、従来のデジタル固定電話の数分の1、場合によっては10分の1程度の情報量で音声を伝送しなければならませんでした。初期の携帯電話では、符号化技術も発展途上であり、通信網にも制約があったため、音声途切れたり、遅れたり、誰が話しているのか分からないほど音質も悪かったのです。その後、さまざまな技術開発により、今では遅延をほとんど意識することなく、良い音質でスムーズに会話ができるようになりました。また、通信技術全体の進歩やサービスの普及に伴い、電話料金も大幅に下がりました。

携帯電話が普及したことによる変化もあります。その1つが交通事故による死亡者数が1990年代をピークに減少し

たことです。もちろん、その背景にはさまざまな要因がありますが、1995年から携帯電話の加入者数が一気に増えたことで、事故直後の救急への通報が容易になり、医療機関への搬送までの時間が短縮され、多くの命が救われたのではないかと私は推察しています。そうしたことから私は、運転中に限らず、寝室、トイレ、浴室にも常にスマホを持つことをお勧めしています（寝室では、枕元は安眠の妨げになるので足元をお勧めします）。もちろんスマホを楽しむ目的で使うのではなく、もし怪我や病気で倒れて動けなくなったときに救急通報の命綱として使うためです。このように自分の研究が間接的であれ人命に役立っているのは、研究を続けるうえで大きなモチベーションになっています。

さて、図1は音声・音響符号化と国際標準の50年の歴史を簡単に示したものです（ここでは電話音声用途に限定しています）。1975年ごろから基本技術が考案されてきましたが、それ以前には、音声・音響信号処理の礎を築いた「予測符号化」の故ビシュヌ・アタルさん（ベル研究所）と、「最尤推定」の板倉文忠さん（NTT）という偉大なお2人がいらっしゃいます。偶然にもお2人は、同時に別の立場から「全極型線形予測モデル」*1を提唱され、これがその後のLSP（Line Spectrum Pair：線スペクトル対）*2やCELP

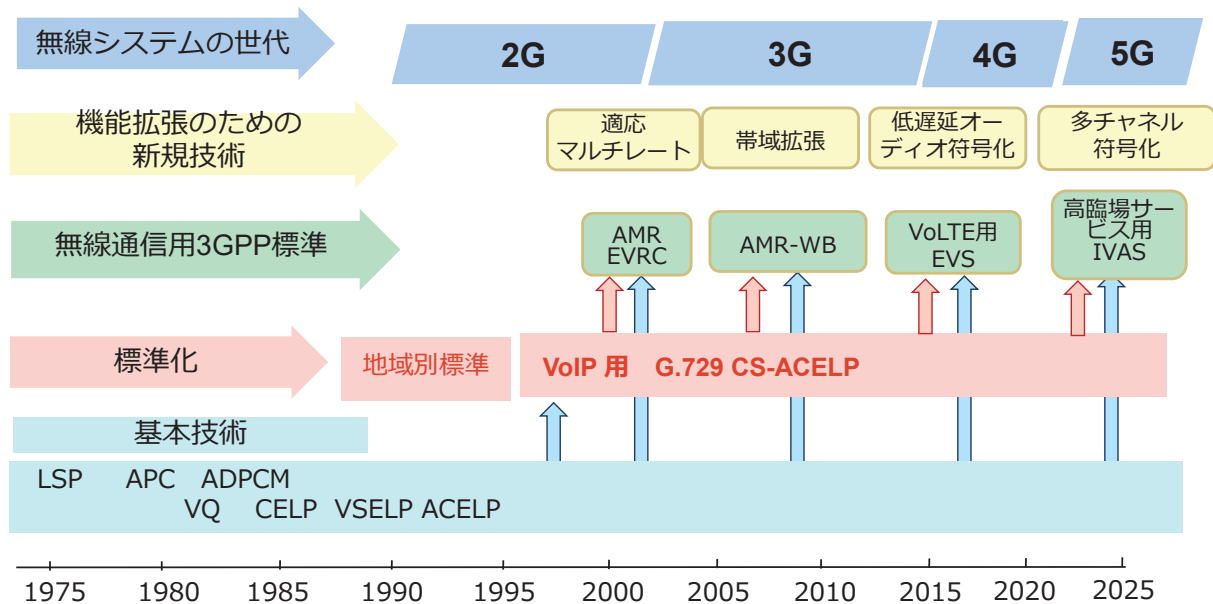


図1 電話音声用の音声・音響符号化と国際標準の50年の歩み

(Code-Excited Linear Prediction：符号励振線形予測)^{*3}といった基本技術へと発展していくことになりました。

しかしながら、私が入社した1980年当時は、「情報を圧縮して何になるのか」「アナログの携帯電話で十分ではないか」という意見もあったのです。周囲の研究者は次第に別テーマへ移っていき、一時は私1人で研究していたほどでした。

そうした中、1990年代になると世界で携帯電話のデジタル化の流れが一気に進み、NTTグループはPSI-CELPを開発するに至りました。この技術は、ARIB（電波産業会）主催の圧縮技術のコンテストで優勝し、1993年に第2世代の携帯電話のハーフレート国内標準化方式に採用されました。

ただし、限られた電波帯域で利用希望者の急速な拡大にこたえるために3.45 kbit/sという低レートにせざるを得なかったこともあり、品質は十分とはいえず、国内利用にとどまりました。

その後、国際統一規格制定の機運が高まり、NTTが欧米の有力機関と協調して開発したのがCS-ACELPです。この方式は1995年にITU-T（International Telecommunication Union-Telecommunication Standardization Sector）の国際標準G.729に制定されました。通常の音声符号化の8分の1の8 kbit/sの情報量で公衆通信規格の品質を実現した最初的方式となり、インターネットを介して世界共通で使われるようになりました。また無線通信においても、私たちが貢献したCS-ACELPと同様の基本技術を使いながら、世代ごとに新たな付加価値を加えた符号化技術が開発・標準化されて、大きく進展していきました。

*1 全極型線形予測モデル：音声のスペクトル包絡を、過去の音声信号から予測し、極だけを用いたフィルタで表現するモデル。

*2 LSP：声道の響き方を表す複数の数値を効率良く表現したパラメータのこと。圧縮や伝送に適しています。1975年に板倉文忠が発表し、携帯電話の音声符号化に欠かせない重要な基礎技術として、2014年にIEEEマイルストーン賞に認定されました。

*3 CELP：声道の特性を線形予測で表し、声帯などの音源に相当する「励振信号」をコードブックから選んで音声を再現する方式のこと。人間の声を低いビットレートで高品質に伝送できます。



世界中のスマホを支える「EVS」の革新

ここ10年ほどで、携帯電話の音質が格段に良くなった印象があります。

それはまさに、第4世代の移動体通信ネットワーク、VoLTE (Voice over Long-Term Evolution) 向けに、私たちが世界の有力機関と共同で開発・標準化に大きく貢献したEVS (Enhanced Voice Services) によるものです。音質が向上した要因の1つは、扱える音声帯域が広がったことによります。2000年ごろまでは、伝えられる音声帯域は3.5 kHzと昔の黒電話と同程度でしたが、EVSではFM放送並みの14 kHzまで帯域を広げることができました。これは、周波数帯域の拡大に比例して単純にビットレートを増やすのではなく、限られた情報量の中で、より広い帯域の音を効率良く表現できるようにしたというものです。これにより子音や息づかい、背景雑音までも伝えられるようになり、より自然な音声通信が可能になりました。

またEVSでは、CELPに加えて新たに開発された音楽向け符号化技術も採用されています。電話は双方向の会話のため、EVSでは音を20 ms単位の短いフレームに区切り、低遅延で処理しなければなりません。これを音楽に適用すると非常に音が悪くなってしまうのです。そこで、私たちは音楽が持つ周波数成分や時間的な構造を理解し、短い処理単位でも高品質に低遅延で音楽を伝送できるよう工夫を重ねました。さらには、従来の回線交換では符号誤りに弱い可変長符号化^{*4}を使うことは困難でしたが、パケット通信では誤りのあるパケットは破棄できることから、これを取り入れ、圧縮効率を高めることができるようになりました。そして、パケットが失われた場合にも、音が不自

然に途切れないよう、パケット消失を補償する高度な信号処理も組み込みました。

この広帯域、高音質、高圧縮、高品質という要件を満たすEVSは、2014年に移動通信システムの国際標準化団体である3GPP (3rd Generation Partnership Project) の音声・音響符号化方式として国際標準化されました。第三者機関によって大規模な主観品質評価試験が行われた結果、従来方式よりも格段に高品質であることが確認されました。2018年以降は、これまでバラバラだった国内の方式もEVSに統一され、さらには世界の通信事業者や通信機器メーカーなどが一斉に採用したことで、いまや世界中の何十億台ものスマホで使われています。日本から海外へ携帯電話をかけても、国内と同じような品質でつながりますし、周囲を見渡して、ほとんどの人がスマホを手に持っている姿を見ると、まるで夢のようだと感じます。

どのような苦労がありましたか。

標準化活動というのは、企業や国の利害が絡むため、学会とは違って、非常に厳しい指摘が飛び交うことがあります。どの方式を世界標準にするのかの争いになれば、相手の方式の欠点を喧嘩腰であげつらう場面も見られます。私は職人肌で、裏方で技術を磨くほうが向いていて、ときには言い負かされてしまうこともあり、「弱気の守谷」といわれていました。

また、あれほど苦労して標準化したにもかかわらず、全く使われないままの技術もあります。それでも、いったん同じ方向を向くことができれば、世界中のエンジニアが協力し合い、ときには寝る間を惜しんでより良い技術をつくらうと皆で力を合わせる姿は素晴らしいものがあります。そして最終的には何十億人もの人々に自分が貢献した技術が使われ、ときには命を救うこともあると考えれば、エンジニア冥利に尽きるというものでしょう。

^{*4} 可変長符号化：頻繁に現れる情報には短い符号を、あまり現れない情報には長い符号を割り当てることで、データ全体の量を減らす技術。



立体的な音の場を届ける次世代規格「IVAS」

現在の活動について教えてください。

今もこうしてWeb会議システムを通じてお話ししていますが、ときどき音声途切れたり、遅延があってしゃべりづらかったりして、音声品質が不安定ですよね。実際に、NTTデータ経営研究所と音響機器メーカーの「Shure」が、オンライン会議の音声コミュニケーションがもたらす生体ストレス反応について調べたところ、85%もの利用者が音質に不満を抱えていることが分かりました。そうしたこともあり、ここ数年は3GPPにおいて、EVSを拡張するIVAS (EVS extension for Immersive Voice and Audio Services) の国際標準化に取り組んできました(図2)。2025年に主要な仕様が固まり、現在も規格の改善や普及に向けて、週2回ほどWeb会議で議論を重ねています。

EVSは基本的にモノラルの音声通信ですが、IVASではステレオで立体的な音場を双方向に伝えます。リアルタイ

ムで送受信される複数の音声ストリームを扱うことで、多地点の会話にも対応します。オンライン会議に加えて、専用のゴーグルやメガネを使ったXR (Extended Reality : 現実世界と仮想世界を融合する技術) やメタバースなどにおいても、あたかもその場にいるかのような臨場感を味わえることを想定しています。

なおこの規格は、Web会議システムなど、ネットワーク上のさまざまな通信アプリケーションの通信技術WebRTCとの連携も視野に入れています。そうしたことから多様で高機能な実時間通信のための共通基本ツールなどの開発が行われています。一方で、私たち電話会社としては、移动通信 (VoLTE) や固定網 (NGN) などの制御技術を連携させた音声品質の保証をねらっています。また、すでに世界中に普及しているEVSの端末との互換性を考慮して、符号変換を行わずにIVASの端末と接続できるような相互互換性を備えた仕様も盛り込みました。

さらにIVASで特徴的なのは、開発中のソースコードをGitLab上に公開し、これまでの議事録もすべて誰でも閲覧できるようにしていることです。従来の標準化は競争的

- 固定電話
 - 黒電話
 - 公衆電話
- 移動電話
 - 自動車
 - 肩掛け
 - ポケット携帯
 - 腕時計型
 - スマートフォン

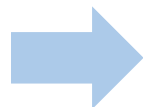


図2 情報伝達手段(電話から手段の多様化)

・ 知の泉を汲んで研究し（必須）

- ・ 新規性を基準に，発明，特許，論文などで学術貢献
- ・ 厳しい競争，理解されない懸念もあるが，将来有益かもしれない。

・ 実用化により（自信や機会があれば挑戦）

- ・ 実用性に自信のある成果に限り，成果提供などで貢献
- ・ 他技術との統合，コスト，競合技術などで製品化できない懸念。

・ 世に恵みを具体的に提供しよう（協力者や利用者次第）

- ・ 実際に世の中で使ってもらえるような商品のサポートで貢献
- ・ 競合製品，利用者の嗜好などで，現実市場では受け入れられない懸念。

図3 知の泉の展開

かつ閉鎖的でしたが，いまや組織や国を超えて技術を磨く協力体制がとられています。開発過程を透明化し，参加者が相互に検証することで，より良い技術を採用していく。それこそが新しい国際標準のかたちといえます。今後，このIVASがゴーグル型デバイスや高品質のWeb会議などで広く活用されていくことになるのかどうか，期待を込めて注視していきたいと思います。

後進へのアドバイスをお願いします。

NTTのR&Dには，「知の泉を汲んで研究し実用化により世に恵みを具体的に提供しよう」という理念が息づいています（図3）。これは，NTT研究所の前身である電気通信研究所の初代所長・吉田五郎さんの言葉です。「知の泉を汲む」とは，新規性を基準に，発明や特許，論文などで学術に貢献するという，研究者として当たり前の責務です。ときに厳しい競争にさらされたり，新規性ゆえにすぐには理解されないこともあったりしますが，将来に有益な価値をもたらす可能性を秘めた重要な営みです。

しかし，そこから「実用化」につなげるのは，容易ではありません。他の技術と競合したり，コスト面などにより

製品化に結びつかないことも多い。ただ私自身，40数年にわたり研究をしてきた中で感じるのは，5年あるいは10年に一度くらい，世の中のニーズと照らして「これはいける」と思えるような成果が出たなら，ぜひ，自信を持って周囲の人や事業会社などにアピールしてチャレンジしてほしいということです。うまくすれば，他の組織や企業の協力も得ながら，あるいは他の技術も使いながら，スマホの中で世界中で使われるアプリやサービスになるかもしれません。チャレンジすることで，まさに「世に恵みを具体的に」に提供できることもあるのです。

もっとも私自身，何十億人もの利用者に役立った技術もあれば，全く使われなかった技術もあります。海外も含めれば私がかかわった特許は1700件を超えているようですが，それでも本当に世に恵みとして使われているものはその一部です。それだけ実用化は難しい。それでも，良い成果が出て，機会が巡ってきたなら，ぜひ自信を持ってチャレンジしてみてください。



NTTドコモビジネス プラットフォームサービス本部
クラウド&ネットワークサービス部 担当部長・IoTエバンジェリスト

増田 知彰 Tomoaki Masuda

IoTの社会実装を通じて、 AI時代の信頼される ICT基盤を切り拓く

あらゆるモノがネットワークでつながる社会では、現場に蓄積されたデータを分析し、価値として還元する循環をどう築くかが問われています。NTTドコモビジネスの増田知彰氏は、スマートビルやコネクテッドカーなど多様な領域で事業創出に取り組んできました。その過程で培ったのは、技術や組織、業界の垣根を越えて専門家をつなぎ、新たな価値を事業として実現する力です。近年は、「信頼できるシステム」を軸に、人とモノの通信を統合したAI（人工知能）時代のICTプラットフォーム構想にも挑んでいます。本取材では、これまでの歩みと今後の展望、そして境界を越えて価値を生み出し続けるイノベーターとしての姿勢について伺いました。



モノ・空間・しごとをつなぐ ——IoT/AI事業10年の軌跡

IoT/AI事業に10年近く携わられているんですね。

IoT (Internet of Things) とAI (人工知能) の領域で、「モノ」「しごと」「空間」をどう変え、価値をもたらすかに取り組んできました。参画・推進してきたプロジェクトは、コネクテッド製品、製造DX、GIS、データやAIエージェント利活用など多岐にわたり、短期の数百万円規模の案件から、数年で数百億円規模の収益を生み出す事業までさまざまです。

IoTは、ただモノをネットワークにつなぐだけで終わりません。リアル空間の製品、人などの情報をデジタル空間に持ち込み、蓄積・分析し、結果をリアル空間にフィードバックする。その分析やフィードバックに機械学習やAIを使う。一連の循環を、業種業界ごとのやり方で価値につなげる活動です。最近はその延長で、サービスロボットや自動運転の普及が、フィジカルAIとして注目を浴びていますね。

この循環を価値につなげるため、人・組織・技術の包括的な、つまりソシオテクニカルな課題解決が必要です。あえて名付けるなら、私は「コンサルティング」「ソリューションアーキテクト」「プロジェクト・プロダクトマネジメント」「アジャイル開発」に取り組んできました。そして、いつも対象領域・業界において、社内外の専門家が、共に取り組む仲間や師匠として存在しました。自身のITやIoT知識を強みに磨きながら、掛け合わせる未知の領域を楽しみ、専門家に教を乞い、信頼を得るまで学ぶ。そのうえで、異なる専門性を持つ人々をつなぐハブやカタリストとして価値創出に貢献し、自身もメンバーも成長する。そうした循環を、幸運にも10年間続けてこられました。

IoTとの出会いと事業化経験についてお聞かせください。

2016年から、NTTコミュニケーションズ（当時）経営企画部で、IoT事業立上げに携わりました。現場で真に使える仕組みはまだ手探りでしたが、30人ほどの室を挙げ、私もその一員として価値提供パターンを探索し、まず工場、車両管理、ヘルスケア、製品のIoT化支援向けなど領域別

のPoCパッケージをつくりました。ただ最初は「PoC貧乏」とも揶揄され、プロダクト・マーケット・フィットを取る活動は難航しましたが、メンバー総出で提案や工夫を重ね、いくつかが商用サービスに至りました。

IoTプラットフォーム「Things Cloud」もその1つです。これはセンサやデバイスの管理、得られるデータの収集・可視化・分析と、お客さま事業のPoCから商用化を加速する基盤の提供をねらったサービスでした。協調領域と競争領域を意識し、各業界業務プロセスに共通の機能は持ちつつ、業務や現場事情に柔軟に合わせる構造をどう準備するかがポイントでした。サービスはまずお客さまや社内の営業の認知が不可欠です。さらに現場に出てお客さま目線の要望や一次情報を引き出しに行く。サービスやアセット、人材、知見、時間をどう組み合わせれば価値を生み出せるかを考え、行動する必要がありました。

ただこの試行錯誤には経験、スキル、時間、何より胆力を要します。これらを自身で体現し、教えてくれた先輩がいました。おかげでソリューションとサービスの両構えで

収益化の道筋が立ち、室は事業部へ転換。製品のIoT化、電力・工場などの現場DX、グループ各社での利用など事例が増えていきました。「疾風に勁草を知る」といいますが、新事業においては、ルールの枠内で判断を躊躇するものに腹を決め、一步踏み込み全体に目を配りやりきることが不可欠と学びました。ここから事業の成長期、販売推進・企画・開発運用のBizDevOpsを一体で回す文化ができました。このときの雰囲気は、成功の「十分条件」ではないが「必要条件」として、今も立ち返る原点です。

スーパーゼネコンとのシンガポールでのプロジェクトは、象徴的な成果でしたね。

はい。鹿島建設様が2023年夏にシンガポールに開業した「The GEAR」は、ビル丸ごとをテストベッドとし、産官学との共創を通じて建設産業の変革をめざすグローバル・イノベーション・ハブです⁽¹⁾。この先進的なスマートビル向けのプラットフォームに、NTTデータグループ・ドコモビジネス一体で取り組み、ビル設備や利用者に関する多様



図1 シンガポールスマートビル (The GEAR) 向けプラットフォーム提供

なデータを収集・連携し、利活用する基盤を提案・構築しました（図1）。The GEARでは空調や照明、エレベータ、防犯カメラなど2000以上のデバイスを持ち、ビルや入居者の多様な情報を横断的に利活用し、先進的なシンガポールの規制や国際標準への対応、自然言語での対話的な利用までが意識され、実装されています。

プラットフォーム構築後も継続してかわかり、お客さまにビル運用における課題、BIM（Building Information Modeling）活用など野心的な挑戦について教えを乞い、私たちの持つIoTやデータ利活用、さらにLLM（Large Language Model：大規模言語モデル）やAIエージェント活用の知見を組み合わせ、実環境で試行錯誤を重ね、対外発信できるユースケースもつくることができました。The GEARは「進化し続けるビル」を合言葉に、一步先行く未来を見据えて常にアップデートしています。今も続く協創活動では、お互いが何を提供できるかを持ち寄り、共に現場で試行錯誤する。お客さま、メンバーなど相対する人が誰でも、常にそのように構えること。これが信頼を生み、コミュニケーションの質と密度を高め、試行錯誤のスピー

ドを上げ、価値創出につながる確率を上げると実感しました。

自動車メーカーへのプラットフォーム提供はグローバル展開の代表的な成果ですね。

もう1つの事例は、海外大手自動車メーカーのグローバルコネクテッドカー向けプラットフォーム提供です。世界各国に出荷される「つながりつづけるクルマ」の実現のため、2025年度上期にサービスを開始しました（図2）。コネクテッドカーやSDV（Software Defined Vehicle）では、車載ソフトウェアの開発と遠隔アップデートで、車の機能が出荷後も向上します。通信はオプションではなく、車の価値提供に不可欠です。数百～数千万台規模での利用を想定したアーキテクチャを考え、提供に至りました。街中で走る車を見かけると、自分の仕事の一部を構成している嬉しさとともに、プロジェクトの各局面を思い出します。

私が担当したのは、プラットフォーム側、特にグローバルに使われる通信を管理する仕組みの開発です。利用ライフサイクルを理解のうえで、品質可視化、API連携や異常の検知などを運用しやすいかたちで組み合わせました。グ

海外自動車メーカーのコネクテッドカーが、NTTドコモビジネスの支援によって世界中でつながる

世界各国で2025年度上期にサービス提供・運用開始



図2 海外大手自動車メーカー向けグローバルコネクテッドカー基盤提供

ローバル・大規模に、信頼性高く「どこでもつなげる仕組みをどう提供するか」、また多文化・英語環境で「どう人やチームを育て、やりきるか」をこのプロジェクトを通して深く考え、学びました。提案から一緒にした方が、NTTドコモ出身でコネクテッドカー業界を10年来手掛けたプロ。打合せごとに「あの仕組みは」「なぜこれをやる必要があるのか」といったモバイルやコネクテッドカーの「なぜなに」を丁寧に教えてくださり、私はIoTとITシステム双方の知見を活かしながら、貢献ができました。このプロジェクトを礎に、グローバルコネクテッドカーやSDV事業が部門として成長しています⁽²⁾。

ネットワーク、プラットフォームの企業として、端末側の開発にも取り組まれていますね。

代表例はSIMアプレット⁽³⁾ですね。IoTシステムは、端末・ネットワーク・クラウドやアプリケーションから構成されます。各案件では各要素の選定、必要な機能の配備先を決めます。さて、モバイル通信には、通信のための「鍵」が入ったSIMを使います。このSIM、実はアプレットと呼ばれる軽量のプログラムを動作させられます。クラウドやアプリケーション、ネットワークだけでなく、従来は端末に別部品を必要とした処理を、SIMへ分担できるわけです。

コネクテッド製品を企画するお客さまの痒い所に手が届くユースケースを並べ、決済端末を皮切りに、フォークリフト、産業用空調など生涯台数で各数万～数十万台を見込む採用につながりました。IoTにおけるSIM活用の知見は2027年3月に予定するdocomo business SIGN⁽⁴⁾ eSIM (SGP.32) 対応にも活かされています。

ただ、立ち上げは簡単ではありませんでした。事業の種類はあるが、離陸までは道半ば。計画ではなく成功に焦点を当て、変化をいわず歓迎する姿勢を持つ、スタートアップマインドにあふれる方々が加わり、成長軌道に乗りました。私自身、直線的できれいなシナリオには疑いがある。

競争環境の中で、それがなぜ未解決のまま残っているのか。見落としはないか。議論の場で、そうした仮説を証明する事実と一緒に探索することをアジャイルに繰り返し、かたちにしていくことができました。

これからは、セキュリティからTrustworthinessの時代ですね。

先日あるメディアの方と会話をしたら、「フィジカルAIの時代に漠然と不安がある」と。お聞きしてみると、企業の情報漏洩がメディアを賑わし、フロンティアAIの脅威が高まる中で、これらとロボットが結びつくとは何が起るのか、人への危害にまでリスクが及ぶのでは、ということでした。フィジカルAIの時代には、従来型のITセキュリティだけでは不十分です。安全性、プライバシー、信頼性、レジリエンス、さらにはAIに求められる説明責任、公平性、透明性まで含めて、「このシステムは信頼できる」と人々に納得してもらえる状態をつくる必要がある、これが「Trustworthiness*」という新しい信頼性の考え方です。

IoTシステムを構成する端末・ネットワーク・プラットフォームやアプリケーションは、いわゆるSystem of Systemsです。単一のシステムではなく、多くのシステムが連携して初めて価値を生み出すため、個別最適ではなく全体最適の視点で設計する必要があります。国際的にも、標準化や認証で端末やサプライチェーンの信頼性をどう保つかが意識され、企画・設計の初期から織り込む「セキュア・バイ・デザイン」や「セキュア・バイ・デフォルト」が求められます。スマートビルでも、コネクテッドカーでも、決済端末でも、構造は同じです。多様なシステムのつながりから生じる複雑さを解きほぐし、全体として信頼できる仕組みを実現することは、通信事業者が担う重要な役割で

* Trustworthiness : ISO/IEC 30141 IoT参照アーキテクチャで示される観点を5要素に整理し、NIST AI Risk Management Framework等の考え方を加味したもの。

しょう。こうして協調領域のTrustworthinessを高め、お客さまが安心して新たなユースケース創出や価値検証に踏み出せるよう、後押ししていきたいと思います。

IoT/AI事業での10年間の取り組みを総括してください。

私の取り組みは、特定技術の深掘りではなく、各コンポーネントや立場を都度理解し、それらをどう束ね、相乗効果を生み出すかということでした。まず相手に開かれた姿勢で向き合い、信頼関係を築く。そのうえで状況分析をして課題を定め、ソシオテクニカルな視点から、ときに組織や国境の壁を越えて課題解決に取り組む。それが、私がIoT/AI事業で行ってきたことです。言葉にするなら、技術を基盤としたシステム思考と、デザイン思考の実践でした。

2023年から3回にわたり、大学院生・社会人向けの授業を担当する機会がありました。社内デザイン・技術組織と共に「データ活用パターンによる未来シナリオ構想」という、5日間のワークショップを東大発のイノベーション教育プログラムであるi.school向けに実施したのです。「未来の

しごと」を題材に、デザイン思考をベースに解くべき課題を発散・収束を通して特定する、データ利活用ソリューションも同様に発散・収束で考える、それらをピボット含め振り返り、問い直しブラッシュアップするものでした。一連のプロセスは自身の取り組んできたことと同じで、それをメタな視点で設計・アドバイスする貴重な体験でした。エバンジェリストや、客員教授の立場で産学さまざまな方とかわる活動も、10年自分で手掛けてきた現場経験を手廻りと事例をもって発信でき、さらに新たなアイデア・学びに触れる好循環につながっています。

AI-Centric ICTプラットフォームにより、産業や地域のAXを支援

今後の展望についてお聞かせください。

NTTドコモビジネスは、AI実装が進む自律・分散・協調型社会を支えるAI-Centric ICTプラットフォームという戦略を打ち出しています（図3）。2026年11月には、NTT



※「AIOWN」はNTT株式会社に商標登録出願中

図3 AI-Centric ICTプラットフォーム構想

ドコモビジネスが考えるAI時代のインフラについて、経営層や、私を含むエバンジェリストが執筆した書籍『AIインフラ2030（仮）』を出版する予定です。

今後、人が使う情報通信と、モノが使う通信を包括的に見ていくが必要になります。工場や物流拠点、ビルでは、人の業務ネットワークとIoT/AIのネットワークが同じ現場で共存します。そこで運用やセキュリティの考え方がばらばらだと、現場は複雑になり、DXやAX（AIトランスフォーメーション）のスピードも落ちます。共通化できる部分は共通化しつつ、IoT固有の要件や、人がAIを使うときのガバナンスなど、追加に必要なものを自然に積み上げられる構造を組み上げつつあります。

私は2026年7月から企業向けネットワークの領域へ軸足を移し、現在はNaaS（Network as a Service）を中心としたサービス開発に取り組んでいます。IoTから離れたというより、むしろ人の通信とモノの通信、現場とクラウド、通信とAI、標準と差別化、それらの境界をまたぐ課題解決がしやすくなったと感じます。新しい領域で学ぶことは少なくありませんが、その学びを次の構想へとつなげ、AIを使うお客さま自身の変化と、AIを使って変わる私たち自身の開発・運用のあり方を両方見ながら、グローバルに通用する新しい基盤を育てていきたいと思っています。

これまでの経験から日頃大切にしていること、そして後進へメッセージをお願いします。

私自身のキャリアを振り返ると、最初の2年間は法人SEとしてお客さまと向き合う基本を学びました。その後、国際ネットワーク運用の企画・開発に携わり、24時間365日、全世界をつなぐインフラの信頼性をいかに効率良く保つか、自動化やシステム間連携、BPR、プロジェクトマネジメントの基礎を学びました。留学を挟み、2016年以降のIoT事業へのかかわりは先ほど述べたとおりです。

日頃は、「虫の目・鳥の目・魚の目」を大切にしています。

虫の目は細部を見る目、鳥の目は俯瞰する目、魚の目は流れや潮目をつかむ目です。3年目の研修で、新サービス事業化に携わる先輩の講演の結びで2つの「目」を知りました。ずっと頭に残っていて、のちに「魚の目」を加え、以来3つの「目」を座右の銘としています。

私は、この3つの「目」を行き来するのが好きです。高度3000 mから全体を俯瞰するだけではだめで、地上で輪郭や現場の摩擦を見ないと、真の課題は分かりません。逆に局所に注目しても、ゴールを見失うことがあります。また「今」こうであるだけでなく、「過去」「将来」と自分の関与も踏まえどう動いていくかを意識します。抽象と具体を往復し、必要なら専門家やお客さまに聞きに行く。その繰り返しを妥協せず続けることが、自分やチームの行動に自信をもたらし、成功確率を高められると考えます。

もし気が多く好奇心が1つに絞り込めないことに悩んでいる方がいたら、私と似ているかもしれません。それをあまり悪くとらえないでほしい。むしろ異なる分野の人とつながり、新しい価値を生み出す素養かもしれません。もちろん、目の前の仕事に責任を持つことは前提です。そのうえで、「これは意味があるのだろうか」と思いながらも、興味を抑えきれないものには、自身の手綱を緩め何か実行してみる。その経験は、自分の中の「地図」の広がりと解像度を高め、必ず将来の財産になります。迷いながらも、自分の直感や興味を大切にしてほしいと思います。その先で多くの人と出会い、つながり、ぜひ大きな仕事に挑戦してほしいですね。

■参考文献

- (1) <https://www.kajima.co.jp/news/press/202308/4a1-j.htm>
- (2) <https://www.ntt.com/business/services/connectedcar.html>
- (3) <https://www.ntt.com/business/sdpf/service/icms/applet.html>
- (4) <https://www.ntt.com/business/services/sign.html>



NTTアクセスサービスシステム研究所
特別研究員

和田 雅樹 Masaki Wada

将来、光通信ネットワークの新たな基盤となる「マルチコア光増幅器」

現在のネットワーク環境では、このまま通信需要が拡大すると、2030年以降には必要な伝送容量を支えられなくなるといわれています。この懸念を払拭すべく、1本の光ファイバに複数の通信路を設ける「マルチコア光ファイバ」により、通信容量を大幅に増加させる新しい光通信の基盤研究が進められています。今回はこの「マルチコア光ファイバ」を用いた長距離伝送に欠かせない光増幅器の研究開発のトップランナー、和田雅樹特別研究員にお話を伺いました。

◆PROFILE：2009年北海道大学 工学部 情報エレクトロニクス専攻卒業。2011年北海道大学 大学院 情報科学研究科修了。同年、日本電信電話株式会社に入社。2018年北海道大学 情報科学研究科で博士号（工学博士）取得。高速・大容量通信用の光ファイバ、光増幅器の研究に従事。2016年電子情報通信学会 学術奨励賞 等受賞。2024年からIEC(International Electrotechnical Commission)での国際標準化活動に従事。2025年から国際会議 Optical Fiber Communication Conference (OFC), Subcommittee D4 メンバーを務める。



「マルチコア光ファイバ」で実現する近未来の長距離光伝送技術

■従来の光ファイバの進化形「マルチコア光ファイバ」について教えてください。

現在の社会環境では、動画配信やクラウドサービス、生成AI（人工知能）、遠隔医療、自動運転といったデータトラフィックの急増に伴って、伝送容量拡大への要求がますます高まっています。この伝送容量拡大に対応するため、現在もさまざまな研究が行われています。光通信の基盤として現在広く使われている光ファイバは、光の通り道であるコアを1つ持つ「シングルモードファイバ（SMF）」と呼ばれるものです。これまではこのSMFの1つのコアにできるだけ多くの情報を詰め込むことで伝送容量を増やす手法が研究されてきました。実際に、「波長分割多重技術」「多値変調技術」「偏波多重技術」など、高度なデジタル信号処理技術を導入することで1本のSMFで伝送できる容量は継続的に拡大してきました。

しかし、1本のSMFで伝送できる容量には物理的な限

界があります。伝送する光信号を詰め込み過ぎると、光信号どうしが干渉し合うことで信号が乱れ、さらに高い光パワー（1 W以上の光）ではファイバヒューズと呼ばれる物理的な損傷現象が生じるおそれもあります。また、利用できる波長帯域にも限りがあるため、長距離伝送におけるSMF 1本当りの実用的な伝送容量は、おおむね100 Tbit/s程度が限界と考えられています（図1）。

このまま通信需要が拡大を続けると、2030年以降には必要な伝送容量を支えられなくなる可能性があります。そこで研究開発が進められているのが、これまで十分に活用されてこなかった「空間」を新たな通信路として利用する空間分割多重技術です。その代表的な伝送媒体が、「マルチコア光ファイバ」になります。SMFが光の通り道であるコアを1つしか持たないのに対して、「マルチコア光ファイバ」はその名の通り、1本の光ファイバの中に複数のコアが配置されています。例えば4コアの「マルチコア光ファイバ」では、1本の細いガラスの中に4つの光の通り道を設けることができます。

コア数が4倍になるので、当然伝送容量は4倍程

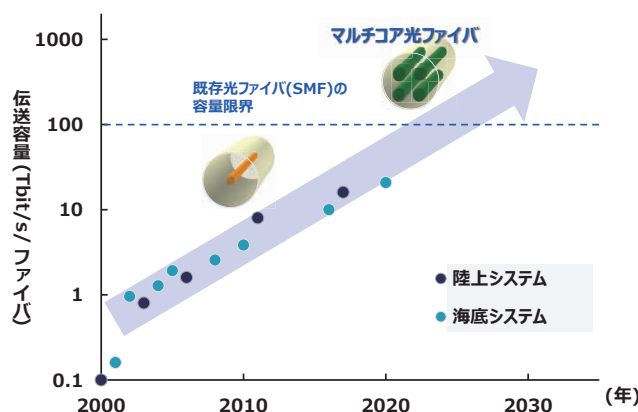


図1 従来の光ファイバ（SMF）の伝送容量限界と「マルチコア光ファイバ」の概念図

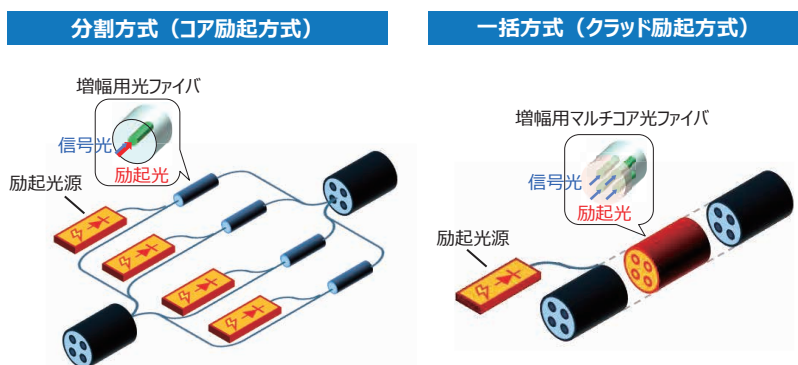


図2 「マルチコア光増幅器（MC-EDFA）」における2つの方式

度に増加しますが、長距離伝送を実現するためには通信路を増やすだけでは十分ではありません。各コアの信号を送受信し、その信号を増幅する装置が必要になります。光通信の伝送容量拡大には、光ファイバ単体の進化にとどまらず、送受信モジュールや増幅技術を含めたシステム全体での総合的な技術革新が不可欠となります。

■「マルチコア光ファイバ」の実用化における課題点について教えてください。

前述したように「マルチコア光ファイバ」を用いて長距離伝送を実現するには、伝送中に弱くなった光信号を増幅する装置が必要です。その代表が「エルビウム添加光ファイバ増幅器（EDFA：Erbium-Doped Fiber Amplifier）」であり、励起光から得たエネルギーを利用して光信号を増幅します。EDFAの1台当りの消費電力は大きくありませんが、数1000 kmに及ぶ長距離ネットワークでは数10 km

ごとに多数設置するため、全体では無視できない電力消費となってしまいます。加えて「マルチコア光ファイバ」の導入に伴い増幅器をコア数分並列させる必要があり、電力消費はさらに増加します。特に海底光通信システムでは、中継器の電力やスペースに制約があるため、通信容量の拡大と低消費電力化の両立が重要です。そこで私は、複数のコアを一括で増幅できる「マルチコア光増幅器（MC-EDFA：Multi-Core Erbium-Doped Fiber Amplifier）」の研究に取り組んでいます。このMC-EDFAには、各コアを個別に励起する分割方式（コア励起方式）と、複数のコアをまとめて励起する一括方式（クラッド励起方式）という2つの方式があります（図2）。

分割方式は信号光と励起光を同じコア内に閉じ込めて伝搬させるため、励起光を信号光の増幅に利用しやすく、高い光変換効率を得やすい方式です。ただし、コアごとに励起光源や光部品が必要となるため、コア数が増えるほど装

置全体の部品数と消費電力が増加しやすいという課題があります。これに対して、私が研究しているクラッド励起方式は、少数の励起光源からクラッド内に入射した励起光によって複数のコアを一括して増幅します。励起光源数を削減できることに加え、電気から光への変換効率が高い高出力マルチモードレーザを利用できるため、分割方式よりも、装置全体の省電力化が期待できます。このため、一括方式は将来の大容量光通信システムに向けた集積化・低消費電力化に有望な技術として注目されています。

しかし、一括方式が持つ省電力化の可能性を十分に引き出すには、クラッド内を広がって伝搬する励起光を各コアに効率良く吸収させる必要があります。現状では、励起光の一部が増幅に使われないまま残留し、光エネルギーとして失われることが課題です。私は現在、この課題に対して2つのアプローチで研究を進めています。1つは、光増幅器そのものの効率を高める研究です。もう1つは、廃棄されてしまう信号光や残留する励起光を回収し、再度活用する研究です。これらを組み合わせることで、将来のAI社会やIOWN（Innovative Optical and Wireless Network）を支える大容量光ネットワークにおいて、通信容量の拡大と低消費電力化を両立することをめざしています。

光エネルギーを無駄なく活かす増幅・再利用技術

■これまでの研究成果や将来の展望について教えてください。

私の研究は「光エネルギーの有効活用」がメインテーマ

です。前述したように、1つは「マルチコア光増幅器」自体の効率を高める研究で、もう1つが従来利用されずに失われていた光エネルギーを回収して再利用するエネルギーハーベスティング（Energy harvesting）の研究になります。「マルチコア光増幅器」の高効率化については、励起光をより効率良く利用できる新しい増幅用光ファイバ構造を提案しました（図3左）。

この新構造では、光ファイバ径の最適化とともに光ファイバ内に配置された4つのコアの中央に「励起光非伝搬領域」を設けることで、励起光をコア周辺に導き、光信号への変換効率を、従来の5%から10%強まで高めることができました。これは現在の「マルチコア光増幅器」としての世界トップデータであり、課題だった電力効率の改善に一步踏み出すことができたと自負しています。そして2030年までには、光ファイバ構造と増幅器構成の最適化により、分割方式に対して省電力効果が見込める20%超の変換効率をめざしています。

一方、光の再利用技術については、従来の光増幅器において廃棄されていた信号光を効率的に回収し、電力へ変換する技術を提案しました（図3右）。

4コア光増幅器を用いた回収実験では、廃棄光の93%の回収に成功し、光から電力への変換を含めて40%のエネルギー回収効率を実現しました。その結果、1台の光増幅器から約45 mW（ミリワット）の電力を取り出すことに成功しており、これは光通信システムのエネルギーハーベスティングとして世界トップレベルの成果です。さらに、この電力だけを用いて温湿度センサを連続動作させることに

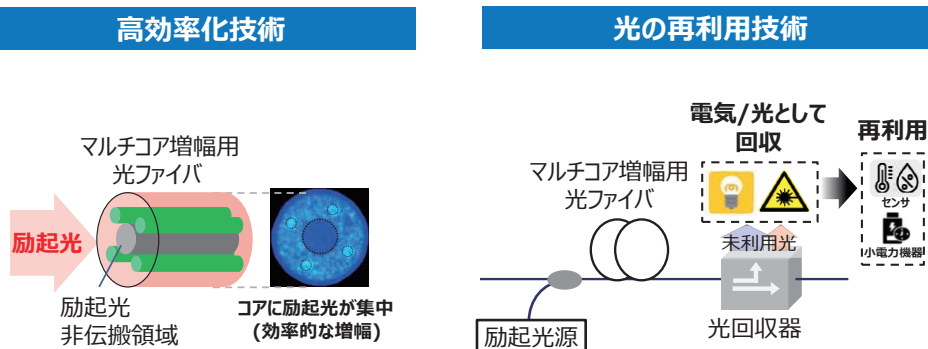


図3 「マルチコア光増幅器（MC-EDFA）」における2つの検討概要



も成功しています。現在、すでに実用化されている海底用の12ファイバペア、すなわち1つのケーブルに24本の光ファイバを収容する海底光ファイバケーブルの中継器にこの技術を適用すれば単純計算では1Wを超える電力が回収可能になります。これは従来失われていた光エネルギーだけで、ネットワーク内のセンシング機能や監視機能の一部を駆動できる電力量に相当します。

このような研究を通じて、将来は光増幅器を単なる信号を増幅する中継装置ではなく、エネルギー供給やセンシングなども担う光ネットワーク機能装置へ進化させたいと考えています。そのために、変換効率や回収電力の向上だけでなく、実際の通信ネットワークに導入した際の消費電力削減量、装置の省スペース化、そして信頼性を定量的に示すところまで研究を進めます。NTTが掲げるIOWN構想においても、長距離ネットワークの消費電力削減や大容量化などの面で貢献していきたいと考えています。

■所属されているNTTアクセスサービスシステム研究所について教えてください。

NTTアクセスサービスシステム研究所は、新しい原理や技術を生み出す基礎研究から、実際の通信設備やサービスとして社会へ届けるための研究開発まで、1つの研究所の中で幅広いテーマに取り組んでいます。研究者だけではなく、事業会社での開発・運用経験者や、通信設備の建設・保守に携わってきた現場のプロフェッショナルまで、多様な人材が所属しています。

また、個人の意思を尊重してくれる風土もあり、私自身、入社以来希望し続けてきた事業会社での開発経験を叶えるため、入社9年目から3年間ほど出向させていただきました。新しい技術を社会実装する際の難しさや、現場におけるシステムの品質・信頼性に対する考え方を学べたことは、私にとって非常に大きな財産となっています。

さらに、NTT研究所全体に息づく「横のつながり」という強みも実感しています。「光増幅器」の研究においても、自部署だけですべてを完結することは難しいため、伝送実験やデバイス開発など各分野に強みを持つ部署と連携することもあります。それぞれの知見や技術専門性を結集する

ことで、完成度の高い実用的な技術へと発展させています。

■最後に、読者の方へのメッセージをお願いします。

学生の皆様をはじめ、これから研究の道を歩む方々には、現在の専門にとらわれず、新しい人や分野との出会いを楽しんでほしいです。NTTは研究者1人ひとりの意向を尊重し、さまざまな背景を持つ方が集まって研究に取り組んでいます。まずはWebサイトで案内しているインターンシップなどを通じて、研究開発の雰囲気を実際にぜひ体験してみてください。学生の方はもちろん、これまでの専門性や経験を活かして研究所の取り組みにかかわりたい方にも関心を持っていただければと思います。

また、今回紹介した光ファイバや光増幅器の研究も、研究所のメンバだけで実現できたものではありません。ファイバや部品のメーカー、標準化に携わる方々など、多くのパートナーとの議論を重ねながら現在も研究を進めています。特に通信インフラ技術は学会での成果だけではなく、実用化のためにデバイスの安定製造や、長期使用の可否、既存設備との互換性なども重要です。多角的な視点と多様なアプローチが求められる現代の技術開発において、こうした議論のプロセスそのものが大きな意義を持っています。本研究の推進にあたり、ご意見やご協力をいただいているすべての関係者の皆様に、心より感謝申し上げます。



(今回はリモートにてインタビューを実施しました)



NTT モビリティ株式会社

<https://www.ntt-mobility.com/>



NTTグループの知見を1つに束ね、 自動運転を「日常に溶け込む社会インフラ」へ

NTT東日本、NTT西日本、NTTドコモ、NTTドコモビジネスなど、グループ各社が個別に積み重ねてきた自動運転の実証知見を1つに集約すべく、2025年12月に発足したNTTモビリティ。バスやタクシーのドライバー不足、路線廃止が相次ぐ地域交通の課題に向き合い、自動運転車両の提供から導入・運用支援、遠隔監視までをワンストップで担っています。2026年5月には自社の実証フィールド「Co-Creation Hub」を武蔵野市に立上げ、レベル4自動運転に不可欠な遠隔監視基盤の共用化と、路車協調技術の確立を急いでいます。今回、山下航太社長に、設立の背景や事業の強み、今後の展望について伺いました。



NTT モビリティ
山下航太社長

NTTの知見を1つに集約し、自動運転社会の 実装を加速する新会社

■設立の背景と会社の概要について教えてください。

NTTモビリティを設立したねらいは大きく2つあります。1つは、これまでNTT東日本やNTT西日本、NTTドコモ、NTTドコモビジネスなど、グループ各社が個別に進めてきた自動運転の実証知見を1つに集約し、商用化を加速することです。分散していた取り組みを1つの「器」に束ね、普及に向けたスピードを高めます。もう1つは、普及に求められる効率的な投資を行う主体となることです。これまでは予算や補助金の範囲内で仕組みを組み立ててきましたが、普及期を迎えるこれからは、自ら車両を購入して検証したりシステム開発を行ったりする先行投資が欠かせません。こうした投資を当社に集約することで、より機動的かつ効率的な投資を可能にしていきます。

事業としては、自動運転車両提供・管理サービス、自動運転導入・運用支援サービス、遠隔監視システム提供サービスの3つをワンストップで提供しています。自動運転ビ

ジネスに取り組む企業は国内外に複数存在しますが、当社の特長は、単に車両を調達するだけでなく、品質管理や高信頼通信、運行支援までを一体で設計できる点にあります。

■事業を取り巻く社会環境や市場の状況について教えてください。

自動運転をめぐる市場環境は、グローバル規模で急速な拡大が続いています。特に米国や中国ではロボットタクシーを中心に商用化が進み、国家規模の投資が行われています。また、日本は課題先進の側面もあります。路線バスの廃線や深刻なドライバー不足、高齢化の進展、免許返納者の増加が複合的に発生し、地域交通の維持そのものが顕在化して既に一定の期間が経ちます。とりわけ公共交通業界の労働者不足は深刻で、日本バス協会の統計によれば、バスドライバー数は2020年の約12万5000人から2022年には約11万4000人まで減少し、そのうちの2割以上が60歳以上です。こうした状況を受け、政府はデジタル田園都市国家構想総合戦略に基づき、地域限定型の無人自動運転移動サービスを2027年度までに100カ所以上に導入し、2030年度には自動運転車両1万台の普及を実現するという目標を掲げてい

ます。

NTTグループはこれまで、各社が自治体と連携し、地域の課題に寄り添った実証実験を過去2年間で35件、2025年度までの累計では60件以上積み重ねてきました。当社設立後の推進体制では、自治体や交通事業者に向き合うフロントの役割は引き続きグループ各社が担い、自動運転だけでなくオンデマンド交通やシェアサイクル、決済、街づくりなどを組み合わせ、地域全体の課題に応じた提案を続ける役割を担います。一方、当社は自動運転領域のソリューションを開発・提供する唯一の主体として、走行に必要な車両の選定・調達、導入支援の体制構築、遠隔監視システムの開発などを行い、グループ各社へ提供する立場を担います。各社からの要望や現場の意見を反映しながら、競争力のある共通サービスへと進化させていく考えです。

3つの軸で展開する自動運転のワンストップサービス

■具体的な事業内容について教えてください。

当社は、定時・定路線バスやオンデマンドバス、ロボタクシーなどを中心に、導入から運用支援までをワンストップで提供しています。事業は大きく3つの軸から成ります。

まず「自動運転車両提供・管理サービス」です。技術革新やベンチャーの台頭により、自動運転のソフトウェアや車両を提供する企業は国内外で増加しています。地域ごとの道路事情やコスト制約に応じて、最適なソフトウェアや車両を選定して提供します。すでにMay Mobilityをはじめ、Navya Mobility SASやティアフォー、先進モビリティなどと連携しており、今後も協業先の拡大を視野に入れています。特定の1社や技術に依存せず、柔軟に組み合わせで調達できる体制も当社の強みです。

次に「自動運転導入・運用支援サービス」です。自動運転の導入・運用には、走行ルートや試験運行、品質確認と調整、システム構築、プロジェクト管理など多くのタスクがあり、このプロセスが不十分だと品質そのものが

低下してしまいます。コストの制約下でもプロセスを丁寧につくり込む必要があり、品質要件の高いものの設計・導入・運用を担ってきたNTTグループの知見を活かせる、当社が得意とする領域だと考えています。

そして「遠隔監視システムの提供」です。ドライバーが不在となるレベル4自動運転車の運行では、遠隔での監視体制の整備が法制上も求められており、従来ドライバーが担っていた役割や責任を遠隔拠点側で補完します。この領域は各社の競争が激しさを増していますが、勝ち抜く鍵は、通信・システム自体の安定化と、多くの車両に共通の基盤・少ない人数で対応する効率性です。コストを抑えながら社会実装のハードルを大きく下げられる点は、NTTグループの総合力を活かせる当社ならではの優位性だと考えています。

「Co-Creation Hub」を拠点に、統合モニタリング化と路車協調を推進

■最近のホットなテーマについて教えてください。

2026年5月には、NTT武蔵野研究開発センタ周辺の公道を含むエリアに、自社の自動運転実証フィールド「Co-Creation Hub」を立上げました。自動運転車両やシステムの技術検証、遠隔監視サービスの効率化、路車協調の技術検証に、通年で取り組める環境を整えています。補助金を活用した短期間の実証実験では期間もルートも限られてしまいましたが、自社主導で開発サイクルを回すことで、商用化に向けたサービス強化を加速させたいと考えています。

中心となる取り組みは、「統合モニタリング化」と「路車協調」の2つです。統合モニタリング化は、遠隔監視や運行管理機能の業界標準化に向けた取り組みで、自動運転レベル4（車内無人）の本格普及を見据え、遠隔での運行状況把握と運行業務支援を統合したソリューションとして、2026年7月より、「NTTモビリティ 運行アシスト」の提供も開始しました（図1）。自動運転のレベル4、すなわち「特定条件下における完全自動運転」では、遠隔監視・運行管理拠点に特定自動運行主任者の設置が義務付けられ

ており、車両から当該拠点へ必要な情報を確実に送るための、高品質で途切れない通信が不可欠です。とりわけ、NTTが開発を進めるIOWN（Innovative Optical and Wireless Network）構想にも含まれるマルチ無線プロアクティブ制御技術「Cradio®」や「協調型インフラ基盤」は、大きな役割を果たすとみています。Cradioは無線ネットワークの品質を予測し、より品質を担保できる回線を先行して選択する技術で、すでに実証でも活用され、通信品質の維持に向けた実績が蓄積されています。また、遠隔監視はいかに少ない人数で多くの車両を管理・運用できるかがポイントであり、NTTが培ってきたインフラ運用の知見やAI技術も大いに活用できると考えています。

もう1つの路車協調は、車両のカメラやセンサだけでは

とらえにくい死角や道路状況を、道路側や周辺環境に設置したカメラやセンサで把握し、車両と連携する取り組みです（図2）。将来、数万台規模の自動運転車が街を走るようになれば、すべての車両に高価なセンサを積むよりも、一定間隔でインフラ側にセンサを設置して情報を共有したほうが、社会全体の経済効率は圧倒的に高くなります。こうした将来を見据え、今年度からこの取り組みを本格的に進めています。

■今後の展望についてお聞かせください。

私たちがめざしているのは、自動運転を普及させることそのものではありません。誰もが移動を諦めなくてよい社会を実現することです。地方でも都市部でも、人々が移動

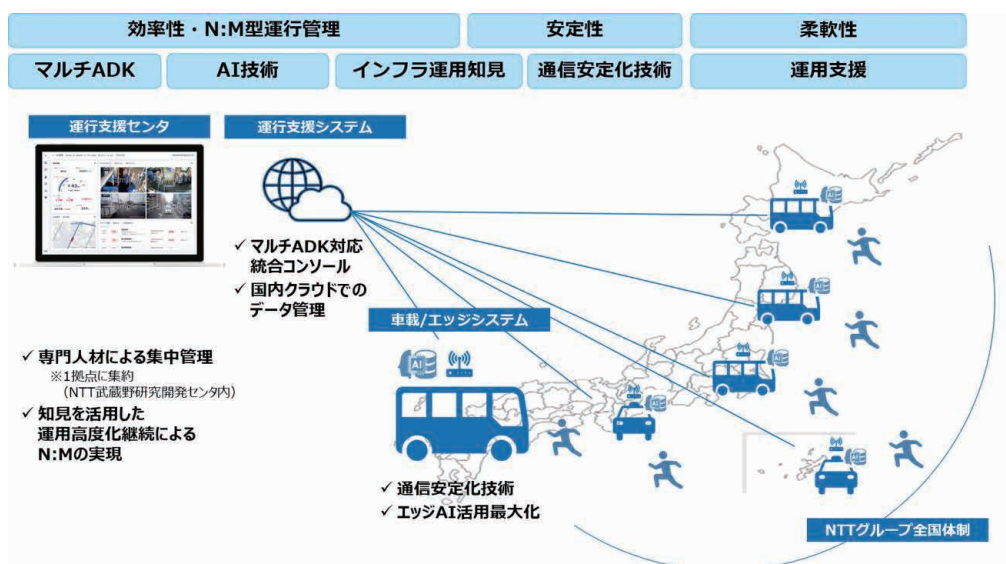


図1 「NTTモビリティ 運行アシスト」 概要

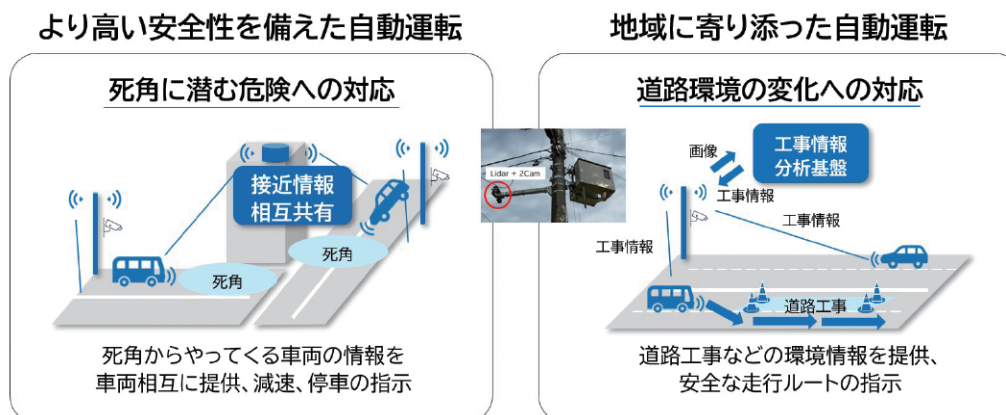


図2 路車協調の取り組み

を通じて社会とつながり続けられる環境を未来に残すために、自動運転を「日常に溶け込む社会インフラ」として定着させたいと考えています。まずは向こう数年で、全国各地での導入・運用支援体制の拡充、レベル4自動運転サービスの実装、遠隔監視基盤の高度化、路車協調技術の活用、自治体・交通事業者との共創強化に取り組み、サービスを充実させていきます。そして2030年代には、当社を中核にNTTグループとして1000台以上の運行支援を担う規模へと成長し、日本の地域交通を支える新たな社会インフラの一翼を担っていききたいと考えています。

担当者に聞く

現場経験を積みながらレベル4対応の遠隔監視サービスを磨き込む

エンジニアリング部 部長

大鹿 智子 さん

■担当されている業務についてお聞かせください。

私は現在、全国各地での自動運転実証走行のプロジェクト支援と、レベル4自動運転で必須となる遠隔監視のサービス「運行アシスト」の開発・運用を担当しています。実証初期と比べ、全国でレベル2自動運転の事例が増え、実

証期間も拡大し、一般の方の試乗機会も増えている一方、まだセーフティドライバーや保安員

などが同乗している状態です。「レベル4・完全無人のバスやタクシー」が普及する時代に備え、お客さまが不安を感じずに乗れること、交通事業者にとって運用しやすいシステムであること、これらの両立を意識しています。2026年度はまず、各案件・車両について、運行支援センタでモニタ業務を行い、経験を積みながら、レベル4対応機能の実装や意見交換を通じて磨き込みを図っていきます。



■今後の展開についてもお聞かせください。

遠隔でのモニタでは、車両からの車外・車内画像や地図、ダイヤ状況を見られますが、人の目で何時間も画面に集中し続けることはできません。オペレータにとって使いやすいUI (User Interface) や、新しい技術・AIの活用なども含め、確実な運行管理を実現し、安定した社会インフラとなることをめざしていきます。

NTTモビリティ ア・ラ・カ・ル・ト

■通信の会社が「車に触れる」というめずらしさ

NTTモビリティならではの面白さとして挙げたのが、車両そのものに日々向き合う仕事です（写真）。車両を保有・整備して提供する事業は、NTTグループの中でも前例が少なく、社内に経験者がほとんどいない中、今なお試行錯誤が続いているとのことで、車両を実際に扱う関連会社との連携は欠かせないそうです。その一方で、普段は目に見えないネットワークや通信技術を扱うことの多いNTTグループにあって、「車にたくさん触れられる、乗れる」ことは、車好きの社員にとってはたまらない魅力のようです。データや電波だけでなく、実際の車両というかたちのある存在と向き合えることも、NTTモビリティで働く醍醐味の1つになっているのではないのでしょうか。



写真 NTTモビリティが保有する車両



需要家クラスタリングと時系列基盤モデルによる 長期電力需要予測の取り組み

近年、電力事業では再生可能エネルギーの導入が拡大していますが、天候条件による発電量の変動が、需給バランスの調整を困難にしています。こうした状況下では、電力卸売市場のボラティリティも大きくなる傾向にあり、予測誤差による直前の追加調達は事業収益を圧迫するリスクとなります。そこでNTTドコモでは、早期かつ正確な需要予測により計画的な電源調達を実現することを目的に、時系列基盤モデルを活用した長期電力需要予測技術を開発しました。本技術により、ボラティリティリスクを最小化し、需要家に対する安定的な電力供給と運用コスト削減に貢献することが期待できます。

電力需給調整の難しさや長期需要予測の必要性

太陽光や風力などの再生可能エネルギーの普及に伴い、天候による発電量の変動が大きくなり、電力の需給バランスを保つ難しさは年々増えています。電力の調達は、実際に電力を使う時期に近づくほど、需給バランスに応じた価格変動の影響を強く受ける傾向があります。そのため、需要の見通しを誤り、卸売市場からの直前調達を余儀なくされると、価格のボラティリティ^{*1}の影響を直接受け、事業収益を圧迫するリスクが生じます。したがって、できるだけ早い段階で正確な需要を見通し、計画的に電源を調達することが、電力事業者にとって重要な経営課題となっています。

従来の長期需要予測では、気温や天候といったマクロな要因を用いた統計的な手法が主に使われてきました。しかし、電力需要は人々の暮らし方や社会活動の変化といったミクロな動向にも強く影響されるため、マクロな指標だけではとらえきれない変動が存在します。また、こうしたミクロな変動は、天候などのように事前に予測することが難しいため、従来の統計的な手法だけでは十分にとらえることができませんでした。そこでNTTドコモは、需要家^{*2}ごとの特性を活用したクラスタリングと、2つのモデルを組み合わせたハイブリッド予測を採用することで、マクロとミクロの両方の変動を高い精度でとらえられる長期電力需要予測技術を開発しました。

需要家特性とハイブリッドモデルを組み合わせた予測手法

本技術の特長は、①需要家特性を活用したクラスタリングによって、需要に潜む細かな変動をとらえられるようにした点と、②役割の異なる2つのモデルを組み合わせたハイブリッド予測によって、マクロな変動と未知の変動パターンの双方に対応できるようにした点の2つです。本手法の全体像を図1に示します。以降、それぞれについて説明します。

■需要家特性を活用したクラスタリング

電力需要は、気温などの気象条件だけでなく、世帯構成や設備の保有状況といった需要家ごとの暮らし方によっても大きく変わります。しかし、多数の需要家の使用量をまとめて1つの需要として予測すると、個々の消費特性が平均化されてしまい、特定の世帯層に起因する細かな変動をとらえることが難しくなります。そこで本技術では、契約種別や建物形態、家族人数といった需要家特性と、過去の電力消費実績の両方を組み合わせて解析し、消費傾向が似た需要家どうしを同じグループ（クラス）にまとめます。需要家特性を併用することで、過去の実績が少ない新規の需要家であっても、特性の近いグループへ適切に振り分けることができ、実績データ不足によって分類が難しくなる課題にも対応できます。

*1 ボラティリティ：価格変動の度合いのこと。ここでは電力卸売市場における取引価格の激しい値動きを指します。

*2 需要家：小売電気事業者と契約し、電気を使用する一般家庭や企業などの総称。

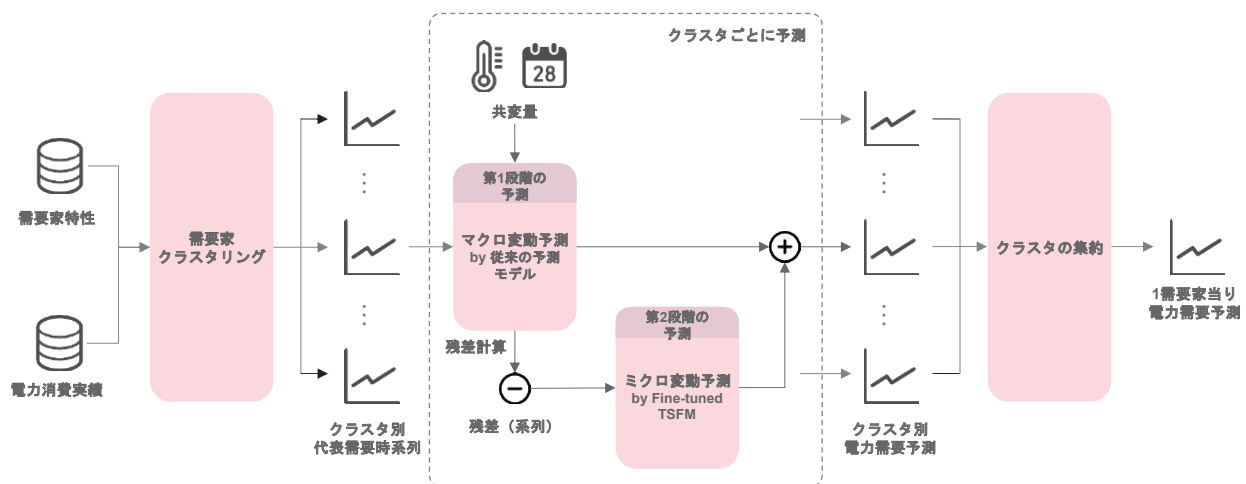


図1 提案手法の概要

こうして得られた各クラスタに属する全需要家の使用量を集約し、クラスタごとの代表的な需要の推移を計算します。需要総量を直接予測するのではなく、挙動の似たクラスタ単位に分解してから予測することで、全体を平均化すると相殺されてしまう細かな変動パターンや、特定の需要家層に特有の季節変化を、より精緻にとらえられるようになります。こうして得られたクラスタごとの需要の推移を、以降の予測の対象とします。

■マクロ変動とマイクロ変動を分けて予測する二段階モデル

各クラスタの需要を予測する際、本技術では役割の異なる2つのモデルを組み合わせています。第一段階では、気温やカレンダー情報（曜日、祝日など）といった外部要因を使い、従来の時系列予測モデルで需要全体の大きな動き（マクロ変動）を予測します。気温と電力需要の間には、冷暖房の使用に伴うV字型の非線形な関係があることが知られており⁽¹⁾、こうした関係をとらえられるモデルを採用しています。

第二段階では、この予測値と実際の値との差（残差）を対象に、時系列基盤モデルで予測を行います。時系列基盤モデルは、金融や気象、エネルギーなど多様な分野の膨大な時系列データをあらかじめ学習したモデルであり、学習データに含まれない未知の変動パターンにも一定の精度で対応できる特長を持ちます^{(2), (3)}。本技術では、この時系列基盤モデルに対し、電力需要の残差データを用いたファイン

チューニング^{*3}（追加学習）を行うことで、高い汎用性を維持しつつ、需要固有の細かな変動（マイクロ変動）をとらえられるように調整しています。最終的な需要予測値は、マクロ変動の予測値とマイクロ変動の予測値を足し合わせることで算出します。

このように、外部要因への追従性に優れた第一段階のモデルと、未知の変動への対応力に優れた第二段階のモデルを組み合わせることで、両者の弱点を補い合う高精度な長期需要予測を実現しています。

最後に、各電力エリアについて、クラスタごとに算出した予測値を、クラスタに属する需要家数に応じて重み付けたうえで集約し、エリア全体の最終的な電力需要予測値を求めます。

実データを用いた効果検証

本技術の効果を確かめるため、NTTドコモが提供する電力サービス「ドコモでんき」^{*4}の実データと需要家特性を用いて評価を行いました。2022年10月から2024年9月までの2年分のデータで学習し、続く2024年10月から2025年9月までの1年分を対象に検証しました。予測対象は、

*3 ファインチューニング：事前学習済みのモデルに対し、特定のデータを用いて再学習させ、微調整する手法。

*4 ドコモでんき：NTTドコモが取次を行う、家庭向けの電力サービス。小売電気事業者はNTTアノードエナジー。

電力エリアごとの1 需要家当りの電力使用量とし、評価指標には、予測値と実績値のずれの大きさを示すMAPE^{*5}を用いました。MAPEは値が小さいほど予測誤差が小さく、予測精度が高いことを表します。長期予測は一般に難易度が高いとされていますが、本評価では丸1 年間という長い期間を対象とすることで、実運用に近い条件のもとで技術の効果を確認しました。

評価にあたっては、「需要家クラスタリング」と「時系列基盤モデルによるマイクロ変動予測」それぞれの効果を確認するため、表1 に示す4 手法を比較しました。

比較の基準（ベースライン）には、需要家クラスタリングも時系列基盤モデルによるマイクロ変動予測も行わない手法1 を用いました。以降、各手法の効果は、この手法1 からの誤差の増減として説明します。評価期間全体のMAPEを手法1 と比較したところ、手法2 は誤差が0.197ポイント、手法3 は誤差が0.068ポイント縮小し、いずれも単独で効果が確認されました。これに対し、両者を組み合わせた手法4 は誤差が0.249ポイント縮小し、比較した4 手法の中でもっとも高い改善効果を示しました（表2）。

図2 に示す月別の推移を見ると、手法2 は、冷暖房需要が増える夏・冬の期間で改善効果が大きく、需要家ごとの設備やライフスタイルの違いをより詳細に反映できたためと考えられます。一方、5 月や10月といった需要が少ない

中間期（軽負荷期）では、手法1 と比べて誤差がやや拡大し、精度が悪化する月も見られました。ただし、これらの時期は需給が逼迫しやすい夏・冬のピーク期と比べて電力需要そのものが少ないため、精度低下による実務上の影響は相対的に小さいと考えられます。

手法3 は、手法2 と比べ全期間平均での改善幅は小さいものの、月ごとの変動が小さく、中間期を含め年間を通じて比較的安定した改善効果を示しました。なお、開発の過程では、時系列基盤モデルだけを用いて電力需要そのものを直接予測する方法も検証しましたが、気温などの外部要因の影響を十分にとらえられず、全期間のMAPEが手法1 より大幅に悪化する結果となり、実用に適さないことを確認しています。この結果は、時系列基盤モデルを残差（マイクロ変動）予測に特化させる、本技術の設計方針の妥当性を裏付けるものです。

手法4 は、手法2 で課題となった中間期の精度低下を抑えつつ、夏・冬のピーク期の改善効果を維持しました。これは、クラスタリングによって需要変動の特性を分解したうえで、さらにマイクロ変動予測によって各クラス固有の変動パターンに対する誤差を補正できたためと考えられます。

また、時系列基盤モデルは日々研究開発が進んでいる分野です。本技術は、運用中のモデルを、より高性能な最新の時系列基盤モデルへ置き換えられる構成になっており、需要家特性や実績データを継続的に更新しながら、サービ

* 5 MAPE：Mean Absolute Percentage Errorの略で、予測値が実績値から平均して何%ずれているかを示す指標。

表1 比較手法の構成

	クラスタリング	TSFMによるマイクロ変動予測
手法1	なし	なし
手法2	あり	なし
手法3	なし	あり
手法4	あり	あり

表2 手法1 に対する各手法のMAPE改善幅（全期間平均）

	手法2	手法3	手法4
2024年10月～2025年9月	－0.197	－0.068	－0.249

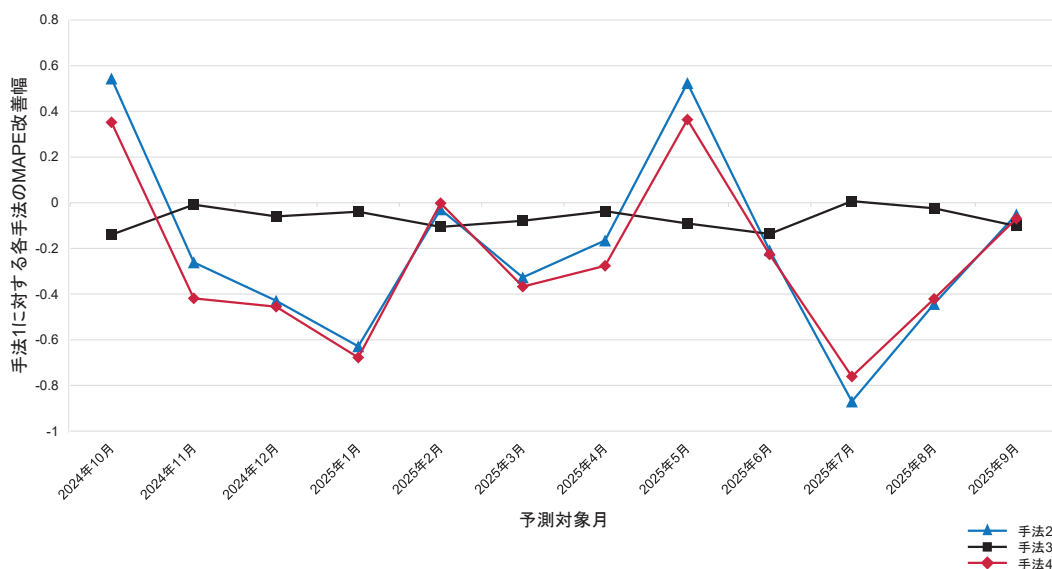


図2 手法1に対する各手法のMAPE改善幅（月別）

スを止めることなく予測精度を高めていくことが可能です。

こうした改善幅は、電力事業者が卸売市場からの直前調達に頼る場面を減らし、調達コストのばらつきを抑えられることを意味します。また、予測に用いる需要家特性やモデルの性能は、運用しながら継続的に見直すことができるため、需要動向の変化にも追従しながら予測精度を維持できます。

今後の展望

本技術により、1年先といった長期間の電力需要を高い精度で見通せれば、電力事業者は電源をより早く計画的に調達できるようになります。これは、調達コストの最適化だけでなく、市場価格のボラティリティリスクの回避にもつながり、安定した電力事業の運営や、需要家への経済的な電力サービスの提供に寄与します。

本技術は、多様な分野のデータで事前学習された時系列基盤モデルを、電力需要という特定の領域に適用させて活用した事例でもあります。今後、時系列基盤モデル自体の性能が向上していけば、同様の考え方を他のエネルギー需要や交通量など、長期的な見通しが求められるさまざまな

分野の予測にも応用できると考えられます。

NTTドコモは今後も、高度なデータ分析力と先端AI技術を活用し、予測精度のさらなる向上や、より長期間の予測の実現に向けた技術開発を推進していきます。そして、これらの高精度な予測技術を基盤として、需要家にとって魅力的な電力サービスを提供するとともに、エネルギー需給の最適化を通じたGX^{*6}やサステナビリティの推進にも貢献していきます。

■参考文献

- (1) 蛭田・Lu・芦名：“気温と湿度に対する消費電力の感応度——一般送配電事業者ごとの毎時電力消費量に着目して,” 土木学会論文集 G (環境), Vol.75, No.6, pp. II_17-II_27, 2019.
- (2) A. F. Ansari, L. Stella, C. Turkmen, X. Zhang, P. Mercado, H. Shen, O. Shchur, S. S. Rangapuram, S. Pineda Arango, S. Kapoor, J. Zschiegner, D. C. Maddix, H. Wang, M. W. Mahoney, K. Torkkola, A. G. Wilson, M. Bohlke-Schneider, and Y. Wang: “Chronos: Learning the Language of Time Series,” Transactions on Machine Learning Research, 2024.
- (3) A. Das, W. Kong, R. Sen, and Y. Zhou: “A Decoder-Only Foundation Model for Time-Series Forecasting,” Forty-first International Conference on Machine Learning, 2024.

◆問い合わせ先

NTTドコモ
サービスインベーション部

* 6 GX：グリーントランスフォーメーションの略。化石燃料中心の社会から、脱炭素社会へ転換する取り組みのこと。



NTT西日本における新規サービス創出・競争力強化を見据えたAI技術の研究開発についての取り組み——面接サポートAI開発

近年、リスクリングの普及を背景として、AI（人工知能）を活用した人材評価業務支援へのニーズが高まっています。NTT西日本バリューデザイン部のテックデザイン担当では、専門的な技術スキルをヒアリングし、評価者へ参考情報を提供する面接サポートAIの研究開発を行い、その有効性を検証しました。本稿では、面接サポートAIの研究開発内容および質問の網羅性・具体性を、AIどうしの模擬面接や利用者アンケートをとおして評価した取り組みについて紹介します。

面接サポートAI研究開発施策についての背景

NTT西日本バリューデザイン部は、ビジネス・営業戦略に基づくサービス開発や製品主管などを担っており、その中でも当テックデザイン担当では、研究開発組織としてAI（人工知能）を中心とした最新技術の調査・検証やシステムの試作・開発に取り組んでいます。

このような研究開発の1つとして、今回着目したのが人材のスキル評価にかかわる業務です。近年、DX（デジタルトランスフォーメーション）の進展やリスクリングの普及により、企業には必要な人材を獲得するだけでなく、社員が保有するスキルや専門性を適切に把握し、育成や配置、キャリア形成につなげていくことが求められています⁽¹⁾。そして、このような社員の専門的スキルの把握・評価の流れは、NTT西日本における人材育成の方向性とも合致しています。お客さまや社会からのニーズが高度化・複雑化する中、当社では7つの重点領域を設定し、各領域で高度な専門性を発揮できる人材を計画的・持続的に育成・評価する仕組みを整備しています。その一環として、社員の専門知識や技術力を一定の基準で確認し、基準を満たした社員を認定・評価する「高度スキル人材認定制度」の運用を開始しています⁽²⁾。

こうした環境の変化や制度の整備を踏まえると、人材育成や専門スキルの評価など、人材に関するヒアリング・評

価業務をAIによって支援するニーズは、今後さらに高まると考えられます。実際に、当社内の人事育成関連部署へ各種面接業務での課題をヒアリングしたところ、面接負荷の軽減や面接評価のサポートに対するニーズを把握することができました。

そこで当担当では、人材に関する専門スキルのヒアリング・評価業務へのAI活用の可能性を検証するため、専門的な技術スキルのヒアリング・評価を支援する「面接サポートAI」（本AI）*の研究開発に取り組みました。

面接サポートAI研究開発内容

本AIを開発するにあたり、まずは一般的な面接のプロセスを整理しました。一般的な面接では、応募者の適性や能力を客観的に評価するため、あらかじめ「評価項目」と各評価項目に対応する「評価基準」を設定してから評価する方法が推奨されています⁽³⁾。「評価項目」は、応募者に求める知識・技術・経験（例：〇〇における知識、□□の業務経験）などを複数の観点に分けて設定したものであり、「評価基準」は、それぞれの評価項目について合格に必要な水準（例：〇〇について××まで理解している、□□の業務を×年以上経験している）を示したものです。そして、応募者は面接前に、これまでに経験した案件や実績、保有スキルなどを記載した調書を提出します。面接官は調書の内容を確認し、その内容を踏まえて質疑応答を行ったうえで、各評価項目について評価基準を満たしているかを判断するという流れになります。

加えて、面接において応募者の専門的なスキルや経験を

* 本AIは認定結果や可否を自動判定するものではなく、評価者が判断を行う際の参考情報を生成することで、ヒアリングおよび評価業務を支援することを目的としています。また、各種面接における専門スキル評価業務への適用可能性を検証している段階のものであり、現時点で当社における面接プロセスに導入しているものではありません。

適切に確認・深掘りする際には、STAR法という手法が広く用いられています。この手法は、各Situation（状況）において、Task（課題・役割）・Action（行動・工夫点）・Result（結果・成果）という観点で質問を行い、応募者のスキル・経験を具体的に深掘りしていくものです。当社内の面接官へのヒアリングでも、同様の考え方で面接が行われていることが確認されました。そこで本AIでは、これらの面接手法を参考に、「各取り組みにおける自身の役割」「工夫点」「結果」（3基準）の有無を、応募者からの回答の具体性確認および深掘り質問を実施する際の基準として設定しました。本AIが3基準を確認しながら面接を行うことで、応募者の回答内容に不足する情報を、より実際の面接に近いカタチで引き出す深掘り質問の生成ができるようにしました。

以上を踏まえて検討した本AIによる面接システムの構成を図1に示します。本AIによる面接では、各評価項目・評価基準と、応募者が提出した調書を入力したうえで、各評価項目についての質問を順次行います。応募者から回答が得られると、本AIが3基準の観点から、具体的な情報が十分に含まれているかを確認します。不足がある場合には、その情報を補うための深掘り質問を生成し、十分な情報が得られている場合には次の評価項目へ移行します。これにより、実際の面接同様に、回答内容に応じて必要な情

報を深掘り質問で確認しながら、各評価項目を漏れなく確認できる仕組みとしました。

すべての質問が完了すると、調書と面接時の回答内容を基に面接結果をまとめるとともに、回答内容のうち良かった点と、より高い評価につなげるための応募者へのアドバイスを生成し、評価者による面接評価を支援します。

面接サポートAIの検証内容

本AIのヒアリング性能を検証するにあたり、実際の面接と同様に、評価項目を確認しながら、評価に必要な具体的情報を引き出せるかを確認する必要がありました。そこで、「評価項目を漏れなく確認できているか」を「質問の網羅性」、「評価に必要な具体的情報を引き出す質問ができているか」を「質問の具体性」と定義し、この2点を評価軸として設定しました。そして、これら2点を下記「検証① AIどうしの模擬面接による評価」と「検証② 技術スキル認定面接経験者による評価」の2つの方法で検証しました。加えて、本AIが生成する質問やアドバイスに、年齢・性別などの属性に基づく不公平な偏りが含まれていないかを確認するため、「検証③ BBQに基づくバイアス評価」を実施しました。

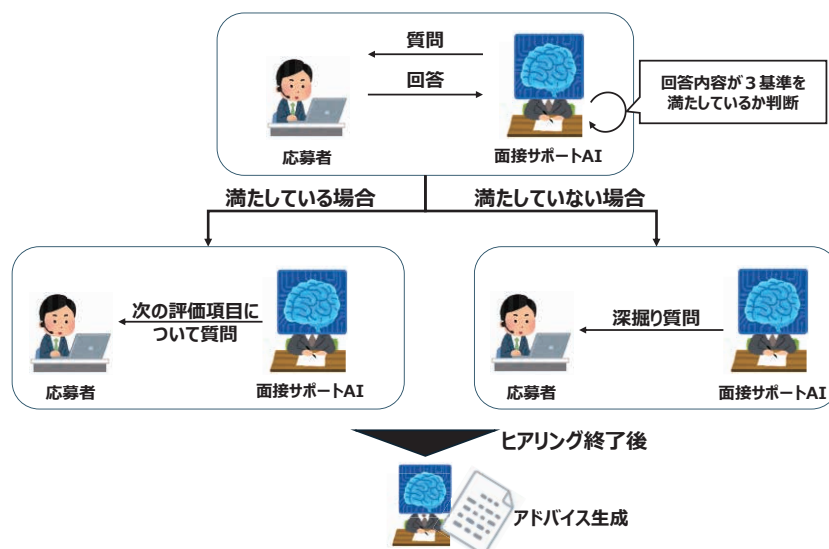


図1 本AIによる面接の構成（イメージ）

■検証① AI どうしの模擬面接による評価

本AIに加えて応募者役のAIを作成し、AIどうしによる模擬面接を実施しました（図2）。応募者役には3基準の情報を与え、すべての質問に対して3基準を「満たす」回答を生成するAIと、「満たさない」回答を生成するAIの2種類を用意し、それぞれ本AIとの模擬面接を100回ずつ実施しました。得られた対話ログは、各評価項目と3基準を入力した評価用AIを用いて分析しました。「質問の網羅性」については、各模擬面接ですべての評価項目について質問できていたかを確認しました。そして、「質問の具体性」については、3基準を満たす回答に対して不要な深掘り質問を行っていないか、反対に3基準を満たさない回答に対して必要な深掘り質問を行えているかを確認し、その回数を集計しました。これにより、本AIが回答内容の具体性を適切に判断したうえで、必要に応じて具体的な情報を引き出す深掘り質問を実施できているかを定量的に評価しました。

■検証② 技術スキル認定面接経験者による評価

AIどうしの検証だけでは把握しにくい質問への違和感や

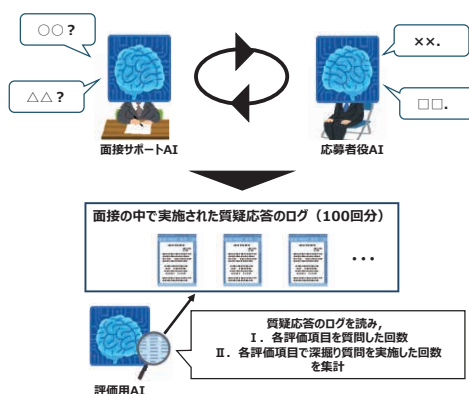


図2 AIどうしによる模擬面接の実施内容（イメージ）

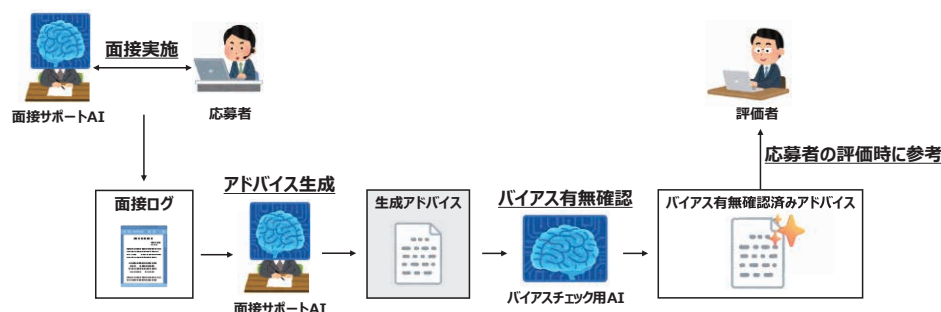


図3 生成アドバイスにおけるバイアス有無の評価（イメージ）

実利用上の課題を確認するため、当社内での技術スキル認定を行う面接の経験者である高度スキル人材認定の合格者10名に本AIとの面接を体験してもらい、アンケートを実施しました。アンケートでは、実際の認定面接との比較を踏まえ、「質問の網羅性」「質問の具体性」「本AIの有用性」の3項目を10点満点で評価してもらうとともに、自由記述による意見も収集しました。これにより、利用者の観点から本AIを評価するとともに、検証①の結果との整合性についても確認しました。

■検証③ BBQに基づくバイアス評価

本AIが生成する内容について、年齢、性別、人種、身体的特徴などの属性に基づく偏見やステレオタイプが含まれていないかを確認するため、Bias Benchmark for QA⁽⁴⁾（BBQ）に基づくバイアス評価を実施しました（図3）。具体的には、BBQで定義されている9カテゴリを評価観点としてバイアスチェック用AIに与え、本AIが生成した内容について各カテゴリに該当する偏った表現や不適切な記述の有無を判定させました。これにより、倫理面・公平性の観点から、バイアスチェック用AIを、本AIが生成する質問やアドバイスのチェック機能として利用できる可能性を確認しました。

検証結果と考察

■検証① AI どうしの模擬面接による評価の結果

模擬面接の質疑応答を評価用AIに読み込ませ、各質問回数を集計した結果を表1に示します。「質問の網羅性」を確認するため、応募者役AIが3基準を満たす回答を生成

表 1 模擬面接における各評価項目についての質問回数

評価項目	3基準を「満たす」回答を生成するLLMでの面接		3基準を「満たさない」回答を生成するLLMでの面接	
	I の回数	II の回数	I の回数	II の回数
評価項目A	101	0	100	97
評価項目B	100	0	100	91
評価項目C	100	0	100	98
評価項目D	100	0	99	85
評価項目E	99	0	100	99
評価項目F	100	0	101	101
評価項目G	100	0	100	89
			平均	94.3

した場合の質問回数を確認したところ、評価項目Eは99回、評価項目Aは101回となりました。これは、100回の面接のうち99回では評価項目Eを質問できていた一方、残る1回では評価項目Eを質問せず、評価項目Aを重複して質問したことを示しています。また、3基準を満たさない回答を生成した場合の評価項目D・Fについても同様の傾向が確認されました。これは、評価項目A・E間およびD・F間には共通する語句が含まれていたことから、本AIが質問生成時に類似する評価項目を混同したことが原因と考えられます。このため、各評価項目を明確に識別できる固有の語句をプロンプトに含めるなど、項目間の区別を強化することで、質問漏れや重複を抑制できると考えられます。

次に、「質問の具体性」を確認したところ、応募者役AIが3基準を満たす回答を生成した場合には、100回すべての面接で不要な深掘り質問は行われませんでした。一方、3基準を満たさない回答を生成した場合には、各評価項目で平均約94%の割合で深掘り質問が実施されました。深掘りが行われなかった約6%のケースでは、本AIが3基準を満たしていない回答に対しても、回答に具体性があると判断していました。対話ログを確認すると、3基準のうち一部のみに含まれている回答を、本AIが具体的であると判断するケースが確認されました。このことから、3基準の充足状況に対するAIの判断に一定のばらつきが生じたものと考えられます。今後、3基準それぞれの充足状況を個別かつ明確に確認するようプロンプトを具体化することで、判断のばらつきを抑え、深掘り質問の要否をより安定して

判定できると考えられます。

以上から、本AIは「質問の網羅性」では99%、「質問の具体性」では平均94%以上の割合で想定した面接フローを実現できた一方、類似する評価項目の識別や、回答の具体性に対するAIの判断精度には改善の余地が確認されました。

■検証② 技術スキル認定面接経験者による評価の結果

経験者によるアンケート結果を表2に示します。「質問の網羅性」は10点満点中平均7.2点とおおむね良好な評価でした。一方、「質問の具体性」は平均6.4点と比較的低く、改善の余地が確認されました。

本AIでは、3基準を中心に深掘り質問を生成していますが、実際の面接担当者は、3基準に加えて、説明の一貫性や過去の回答との整合性、技術的な内容の妥当性など、応募者の回答状況に応じて、より柔軟に複数の観点を組み合わせながら質問していると考えられます。このように、実際の面接では3基準以外にも本AIへ十分に反映できていない判断要素が存在するため、本AIによる質問内容に一部機械的な印象や違和感が生じた可能性があります。したがって、具体性の判断基準や深掘り質問の生成方法については、実際の面接担当者が回答内容に応じて用いる多様な観点をさらに整理し、反映する余地があると考えられます。一方、「本AIの有用性」は平均8.2点と高く、専門技術スキルのヒアリング・評価を支援するAIについて一定の有用性が示されました。また、自由記述においても、深掘りが不十分であることや質問が機械的であるとの指摘があった一方、質問の網羅性や本AIの有用性を評価する意見が確認されました。

■検証③ BBQに基づくバイアス評価の結果

バイアスチェック用AIを用いて、本AIが出力した各アドバイスに対し、BBQの9カテゴリに基づくバイアスチェックを実施したところ、評価対象とした項目について顕著なバイアスは検知されませんでした。さらに、判定性能を確認するため、評価結果に「若いわりに」など属性に関する偏った表現を意図的に混入したところ、当該表現をバイアスとして適切に検出できました。一般に、現在利用されているAIは偏った意見が含まれるような不適切な表現は生成しにくく、そのような表現の出力を指示しても不適切であ

表 2 アンケートにおける質問内容と回答

No.	評価項目	質問内容	平均評価点数 (10点満点) ※④は記述内容の抜粋
①	質問の網羅性	面接サポートAIからの質問は実際の面接の内容を網羅していましたか.	7.2点
②	質問の具体性	専門的な技術スキルをヒアリングするという観点で、面接サポートAIからの質問は適切だと思いましたか.	6.4点
③	面接AIの有用性	専門的な技術スキルをヒアリングする面接の受け答えの練習用として、今回の面接サポートAIは有用だと思いましたか.	8.2点
④	自由記述欄	面接サポートAIを利用した感想や改善点等をご自由に記入ください.	<p>【肯定意見】</p> <ul style="list-style-type: none"> ・ 調書内容については一通り確認してくれた ・ 的確に要点の確認がされていると感じた ・ 面接の練習としては非常に有用だと感じた <p>【改善意見】</p> <ul style="list-style-type: none"> ・ 本番面接と比べて、具体的なスキル/技術知識については、あまり踏み込まなかった印象 ・ 深掘質問を通じて当人の考えていることまでを反映させるには課題があると感じた ・ 規定質問に対し忠実に遂行している感じが強い

る旨を返す場合があるため、本AIが出力するアドバイスにも、そのような表現が含まれてしまう可能性は低いと考えられます。そのうえで、万が一アドバイス内容に偏った表現が含まれた場合でも、本手法により検知できる可能性が示されました。

今後は、BBQの観点に加えて、利用シチュエーション独自のNG表現や評価上避けるべき表現を判定条件に追加することで、評価結果の公平性・信頼性を補完するチェック機能としての活用も期待できます。

まとめ

本取り組みでは、専門的な技術スキルのヒアリング・評価の支援を目的とした面接サポートAIを開発し、AIどうしによる模擬面接と面接経験者による評価を通じて、評価項目を網羅した質問や、回答内容に応じた深掘り質問の有効性を確認しました。また、バイアスチェック用AIによるチェックを実施し、AIが生成する評価結果の公平性を確認しました。一方、類似する評価項目を混同して質問する場合や、回答の具体性を十分に判定できず必要な深掘りが行われない場合があり、利用者評価からも深掘り質問の内容

や自然さに改善の余地が確認されました。これらについては、評価項目や判断基準を明確に識別するプロンプトの工夫に加え、実際の面接官が用いる判断基準や着眼点をさらに反映することが、ヒアリング精度の向上に有効と考えられます。バイアス評価についても、評価対象や判定条件を拡充することで、より詳細な公平性・信頼性の確認が可能です。

本取り組みで得られた、AIによる対話制御、専門情報を踏まえた質問生成、回答評価およびバイアスチェックに関する研究開発の知見は、専門的・技術的な情報を扱う新たな対話型AIサービスの検討・開発にも活用されており、NTT西日本におけるAI活用による新たなサービス創出に貢献しています。

■参考文献

- (1) https://www.meti.go.jp/policy/it_policy/investment/dgc/dgc3.0.pdf
- (2) https://www.ntt-west.co.jp/sustainability/wellbeing/human_resources_strategy/
- (3) https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/koyou_roudou/koyou/newpage_56780.html
- (4) A. Parrish, et al.: "BBQ: A Hand-Built Bias Benchmark for Question Answering," ACL 2022, Dublin, Ireland, May 2022.

◆問い合わせ先

NTT西日本
バリューデザイン部 システム開発部門 テックデザイン担当