

Beyond 5G White Paper 6G Radio Technology Project “AI/ML and Digital Twin Technologies” 【第1.0版, 概要版】

XGモバイル推進フォーラム

AIとデジタルツインの活用Working Group

2025年9月30日

AIとDigital Twinの活用WG

- 体制

- Chair: 大槻 知明 (慶應義塾大学)
- Vice Chair: 山崎 敬広 (NTT), 山本 哲矢 (パナソニックホールディングス)
- WG構成員数: 37名

- 活動内容

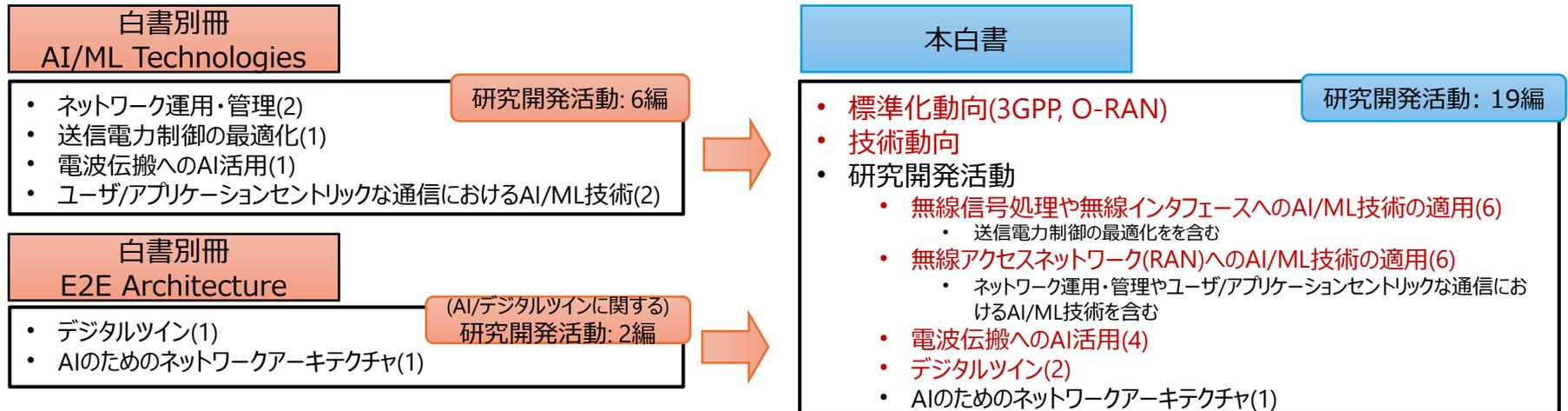
- 技術・標準化動向の把握, 調査, 白書等とりまとめ
- 国内外への発信(Workshop開催等), 海外団体との意見交換
- AI学習のための共有データベース基盤の構築
- AI・デジタルツイン活用のプラットフォームの共有

- アウトプット例

- Beyond 5G白書
- AI学習のための共有データベース基盤
- 国際会議などと連携した企画

本白書の成り立ち

- Beyond 5G推進コンソーシアム (2024年3月まで活動)
 - 「Beyond 5Gホワイトペーパー～2030年代へのメッセージ～」および技術トピックごとに白書別冊を発行
 - (注) Beyond 5G推進コンソーシアムは2024年4月1日に5Gモバイル推進フォーラムと統合され、XGMFとして新たに活動が開始。「Beyond 5Gホワイトペーパー～2030年代へのメッセージ～」もXGMF発行として、2024年12月に4.0版が公開
- XGMF 6G無線技術プロジェクト AIとDigital Twinの活用WG (2024年11月～)
 - 白書別冊“AI/ML Technologies”をベースとしつつ、**無線技術分野のAI/ML技術活用に関する内容を拡充**
 - 白書別冊“E2E Architecture”のAIのためのネットワークアーキテクチャおよび**デジタルツイン技術の活用に関する内容も追加・拡充**
 - 6G無線技術分野における最新の動向や研究開発活動、**標準化、および技術動向**のまとめ



白書構成

- はじめに
- 第I章: 6Gに向けたAI/MLとDigital Twin活用の動向
 - I-1節: 3GPPおよびO-RANにおけるAI/ML活用に関する標準化動向
 - 3rd Generation Partnership Project (3GPP)やOpen Radio Access Network (O-RAN)アライアンスにおける現在のAI/MLに関する標準化の動向をまとめたもの
 - I-2節: 6Gに向けたAI/MLとDigital Twin活用の技術動向
 - 主に第II章の内容に関連した以下の技術分野について、技術動向を簡単にまとめたもの
 - 無線信号処理や無線インタフェースへのAI/ML技術の適用
 - 無線アクセスネットワーク(RAN)へのAI/ML技術の適用
 - 電波伝搬へのAI/ML技術の適用およびデジタルツインの活用
 - AIのための無線ネットワークアーキテクチャ
- 第II章: 日本におけるAI/MLとDigital Twin活用に関する最近の取組み
 - 6Gに向けたAI/MLとDigital Twin活用に関する日本の先進的な研究開発の取組みと成果を紹介

序文

- Beyond 5G/6G時代に向け、通信ネットワーク技術は急速に進化しており、AI/ML技術が大きな役割を果たすと期待
- 6G時代では、デジタルツイン(DT)技術が重要となり、現実世界をサイバースペース上で再現し、収集データを用いて制約を超えたシミュレーションや知識獲得、フィードバックを行うことが期待
- 本白書の位置づけ(成り立ち)
 - AI/MLおよびDT技術は、Beyond 5G/6Gの能力向上のために様々な分野での活用が期待
 - 既存のBeyond 5G White Paper Supplementary Volume “AI/ML Technologies”では、ネットワーク運用・管理、無線アクセスリソース管理の最適化、ユーザ/アプリケーションセンタリックな通信におけるAI/ML技術を紹介
 - 本白書は、上記のAI/ML技術に加え、無線技術分野のAI/ML技術活用に関する内容を拡充するとともに、DT技術の活用にも焦点を当て、6G無線技術分野における最新の動向や研究開発活動、標準化および技術動向をまとめたもの
- 本白書は、AI/MLおよびDT技術の可能性、課題、今後の方向性を包括的に概観し、産学官の連携によるビジネス創出や社会課題解決のための有用な情報提供を目的とし、XGMF 6G無線技術プロジェクトの「AIとデジタル ツインの活用WG」に参加された多くの方々の多大なご支援により作成

第1章: 6Gに向けたAI/MLとDigital Twin活用の動向

• 目次

• I-1節: 3GPPおよびO-RANにおけるAI/ML活用に関する標準化動向

• I-1.1: 3GPPの標準化動向

- I-1.1.1: 無線インタフェースにAI/MLを導入するためのフレームワーク
- I-1.1.2: 端末からの伝搬路状態情報の報告
- I-1.1.3: ビーム管理
- I-1.1.4: ポジショニング
- I-1.1.5: モビリティ

• I-1.2: O-RANの標準化動向

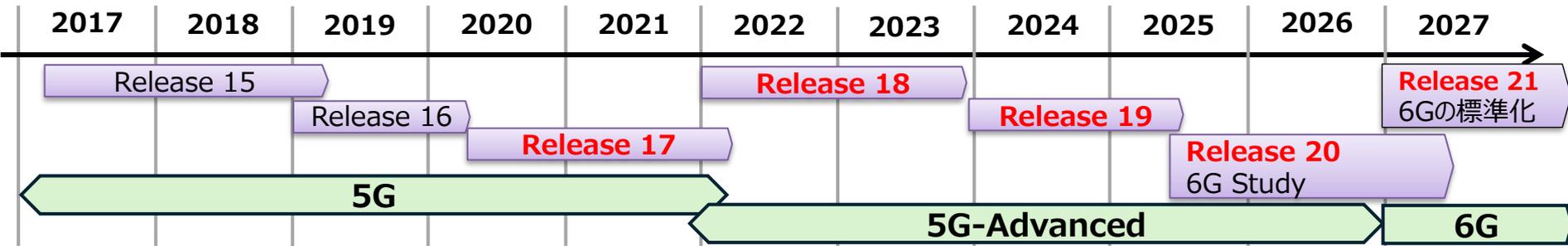
- I-1.2.1: AI/MLフレームワーク
- I-1.2.2: Massive MIMOビームフォーミングの最適化
- I-1.2.3: RANスライスサービスレベルアグリーメント保証
- I-1.2.4: 消費電力削減

• I-2節: 6Gに向けたAI/MLとDigital Twin活用の技術動向

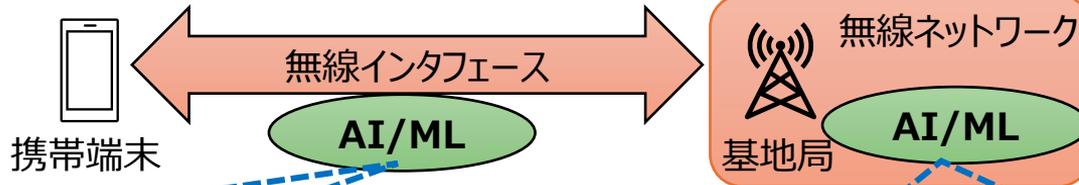
- I-2.1: 無線信号処理や無線インタフェースへのAI/ML技術の適用
- I-2.2: 無線アクセスネットワーク(RAN)へのAI/ML技術の適用
- I-2.3: 電波伝搬へのAI/ML技術の適用およびデジタルツインの活用
- I-2.4: AIのための無線ネットワークアーキテクチャ

I-1.1 3GPPの標準化動向 (1/2)

• 3GPPの標準化



• AI/ML技術の適用検討(RAN)



無線インタフェースへの適用

端末と基地局間の通信にAI/ML技術を活用

- Release 18で検討, Release 19で一部標準化
- Release 20での更なる仕様化を議論中

無線ネットワーク内での適用

基地局が行う処理にAI/ML技術を適用

- Release 17で検討, Release 18で一部標準化
- Release 19でさらなる検討・仕様化
- Release 20でさらなる検討・仕様化を議論中

I-1.1 3GPPの標準化動向 (2/2)

- ユースケース (Rel.18/19で仕様化またはRel.20で仕様化するかを議論中)

無線インタフェースへのAI/ML技術の適用

- 端末からのチャネル状態情報(CSI)報告
 - 時間領域のCSI予測
 - 空間・周波数(+時間)領域CSIの圧縮
- ビーム管理
 - 空間領域のビーム推定
 - 時間領域のビーム推定
- ポジショニング
 - 位置情報の直接推定
 - タイミングやLOS/NLOS判定などの測位に役立つ中間統計情報の推定
- 端末モビリティ (例えば, 最適な接続先セル選択)
 - 信号強度測定削減
 - ハンドオーバーイベントの予測

無線ネットワーク内でのAI/ML技術の適用

- ネットワーク電力削減
- 負荷分散
- モビリティの最適化
- ネットワークスライシング
- カバレッジと容量の最適化
- QoE最適化

白書本編では, 主に無線インタフェースへのAI/ML技術の適用について詳細を述べている

I-1.2 O-RANの標準化動向

- O-RANでは、インテリジェントRAN (RIC: RAN Intelligent Controller)のコンセプトを推進
 - RIC: パラメータ設計や運用を自動最適化する役割を担う
- O-RANにおけるAI/MLをRICに統合したRANのインテリジェント化
 - 通信性能の改善, リソース割当の最適化, ユーザ体感品質の向上などが期待
 - AI/MLモデルの学習, 管理, 推論などの配置の組み合わせに関して複数のシナリオを検討

• ユースケース

- Massive MIMOビームフォーミング最適化
 - ビームシェーピング, ビームベースの負荷分散, ビームモビリティの最適化, アダプティブセルカバレッジエリアなどの高度なネットワーク管理技術にAI/ML技術を適用
- RANスライスサービスレベルアグリーメント(SLA)保証
 - RICによるネットワーク制御機能にAI/ML技術を適用することで, 効率的にネットワークスライスを制御して品質や低遅延などの要件(SLA)を保証
- 消費電力削減
 - セルやRFチャネルのOff/On, スリープ制御にAI/ML技術を適用

I-2: 6Gに向けたAI/MLとDigital Twin活用の技術動向 (1/4)

- I-2.1: 無線信号処理や無線インタフェースへのAI/ML技術の適用
 - 6Gにおける課題
 - 無線通信システムの複雑化に伴い、多数の相互依存するパラメータを従来の手法で制御することは困難
 - AI/ML技術への期待
 - 複雑な非線形問題の解決や膨大なデータの解析を通じた無線信号処理や無線インターフェースの最適化
 - AI/ML技術の適用領域
 - 物理層の信号処理 (チャンネルコーディング, チャンネル推定, ビームフォーミング, 送信電力制御など)
 - 従来の無線信号処理をニューラルネットワークなどのAI/MLモデルに置き換えることで演算量の削減や精度向上が期待
 - AIネイティブ無線インターフェース
 - 従来の固定プロトコルではなく、無線インタフェースを伝搬環境などに動的に適応させることで通信性能の改善が期待
 - ミリ波やテラヘルツ帯などの高周波領域への適用
 - 従来の多項式モデルでは対処困難な複雑なパワーアンプの非線形歪みに対するAI/MLを用いた非線形補償技術やAI/MLを活用して複数のRF障害(パワーアンプ, IQインバランスなどを補償する技術
 - 通信とAI/ML双方の観点を考慮した性能指標, 統合システム設計

I-2: 6Gに向けたAI/MLとDigital Twin活用の技術動向 (2/4)

- I-2.2: 無線アクセスネットワーク(RAN)へのAI/ML技術の適用
 - AI/ML技術への期待
 - RANの運用・管理・保守(OAM)や動的制御への適用
 - RANの運用コストの削減や通信品質を向上は、5Gシステムに続き、B5G/6Gシステムでも重要
 - AI/ML技術の適用領域
 - RANのOAMへの適用
 - 手動によるパラメータ設定に代わり、AI/ML技術によりパラメータを自動設定。人的作業リソースとヒューマンエラーを削減
 - RANの動的制御
 - AI/ML技術による動的なトラフィックオフロード、リソース割り当て、電力制御による通信品質と電力効率の向上
 - アプリケーションを考慮したRAN制御
 - O-RANで標準化されたRICにより、アプリケーションベースのリソース割り当てが可能
 - システム障害検出
 - AI/MLにより、障害検知の閾値を動的に設定することが可能となり、障害検知の確率が向上

I-2: 6Gに向けたAI/MLとDigital Twin活用の技術動向 (3/4)

- I-2.3: 電波伝搬へのAI/ML技術の適用およびデジタルツインの活用
 - AI/ML技術への期待
 - デジタルツインのようなデジタル仮想環境における電波伝搬や無線シミュレーションを進化させると期待
 - 電波伝搬モデルを現実のものに近づける有望なアプローチ.
 - デジタルツインやサイバーフィジカルシステムの開発を加速
 - AI/ML技術の適用領域
 - 無線伝搬
 - チャンネル・パラメータ推定, チャンネル・モデリング, チャンネル予測, LOS/NLOS識別にAI/ML技術を適用
 - 受信信号強度インジケータ(RSSI), 地理情報, カメラ画像, UEの状態などのマルチモーダルな値を用いてMLモデルを作成・利用することで5G/6Gにおいて, より柔軟な電波伝搬状況やシナリオをサポートすることが期待
 - デジタルツインにおける無線シミュレーション
 - より現実的で費用対効果の高い無線シミュレーションを実現するために, 多くのAI/MLアプローチが検討されている
 - AI/ML技術により, シミュレーション精度を維持しながら計算コストを削減することが期待

I-2: 6Gに向けたAI/MLとDigital Twin活用の技術動向 (4/4)

- I-2.4: AIのための無線ネットワークアーキテクチャ
 - Beyond 5Gにおける課題
 - 従来, AI/MLアプリケーション機能はコアネットワークやクラウドインフラに配置
 - AI/MLの処理は, RANが提供するセルラーエリアよりも離れた場所で行われるため遅延時間が長くなる
 - AI/ML技術の適用領域
 - AI/MLアプリケーション機能をMECやvRANのコンピューティング・インフラなどRAN側に配置
 - さらに6Gでは, AI/MLアプリケーション機能をコアネットワーク, RAN, ユーザー機器, ネットワーク機能すべてに分散するネットワークアーキテクチャも検討されている
 - End-to-End通信におけるAI/MLのための適応的なコンピューティング・リソースの割り当てが可能
 - より多くのAI/MLアプリケーションが6Gシステムで効果的に利用されるようになると期待

第II章: 日本における最近の取組み (1/2)

本章では、6Gに向けたAI/MLとデジタルツインの活用に関する日本の先進的な研究開発の取組みとその成果を紹介

無線信号処理や無線インタフェースへのAI/ML技術の適用

	Contributor (筆頭著者の所属)	タイトル
II-1	Nokia	Scalable AI/ML for Radio Cellular Access
II-2	Panasonic Holdings	Study on Training Collaboration at UE- / NW-side for CSI Compression with Two-sided AI/ML Model
II-3	NTT	Proof-of-concept for AI-native Air Interface toward 6G
II-4	KDDI Research	Neural Network-based Digital Pre-distortion for Wideband Power Amplifiers using DeepShift
II-5	NTT	AI Calibration Network under Hardware Limitations
II-6	Huawei Technologies Japan	Performance Requirements and Evaluation Methodology for AI and Communication in 6G

無線アクセスネットワーク(RAN)へのAI/ML技術の適用

	Contributor (筆頭著者の所属)	タイトル
II-7	KDDI Research	Study on AP Clustering with Deep Reinforcement Learning for Cell-Free Massive MIMO
II-8	Sharp	Cross-layer Access Control Techniques using AI
II-9	NEC	AI-based Application-aware RAN Optimization
II-10	KDDI Research	AI Ops for Autonomous Network
II-11	NEC	Logic-oriented Generative AI Technology for Autonomous Networks
II-12	Huawei Technologies Japan	In-Network Learning for Distributed RAN AI, ~Distributed LLMs via Latent Structure Distillation~

第II章: 日本における最近の取組み (2/2)

本章では、6Gに向けたAI/MLとデジタルツインの活用に関する日本の先進的な研究開発の取組みとその成果を紹介

電波伝搬へのAI/ML技術の適用およびデジタルツインの活用

	Contributor (筆頭著者の所属)	タイトル
II-13	NTT	Throughput Prediction Technology for 28 GHz Channels using Physical Space Information
II-14	Tokyo Denki University	AI/ML-based Radio Propagation Prediction Technology
II-15	KDDI Research	AI-Based Radio Propagation Modeling for Wireless Emulator
II-16	NTT DOCOMO	6G Simulator Utilizing Future Prediction Control Technology Based on AI/ML
II-17	NTT DOCOMO	Optimization of 6G Radio Access Using Digital Twin
II-18	Osaka University	Digital-Twin for and by Beyond 5G

AIのための無線ネットワークアーキテクチャ

	Contributor (筆頭著者の所属)	タイトル
II-19	Huawei Technologies Japan	Task-Oriented 6G Native-AI Network Architecture

- Abstract:
 - Wireless networks are expected to move towards self-sustaining networks in 5G-Advanced and in 6G, where Artificial Intelligence (AI) and Machine Learning (ML) play a critical role in maintaining high performance in dynamically changing environment. AI/ML solutions that operate separately at the device or network side, or jointly on both will emerge. Similarly, lifecycle management procedures will be needed to enable interoperable automation in the radio, providing a framework with the necessary tools for deploying and operating ML solutions in radio at scale.

Study on training collaboration at UE-side / NW-side for CSI compression with two-sided AI/ML Model

AI/MLを適用したCSI圧縮

- 端末および基地局/NWの双方でAI/MLモデルによる推論処理を実行するTwo-sidedモデル
- 課題: 端末側(エンコーダ)とNW側(デコーダ)でどのように学習させ、連携するか?

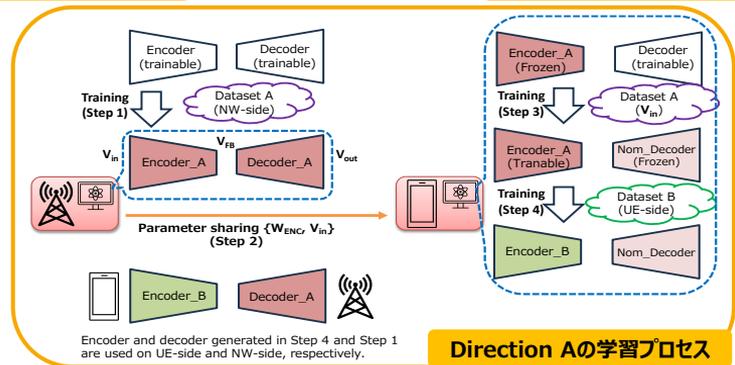
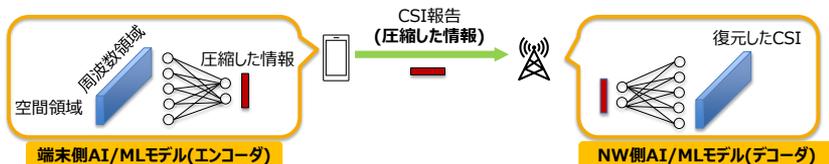
端末側/NW側での学習連携の負担軽減方法

Direction A

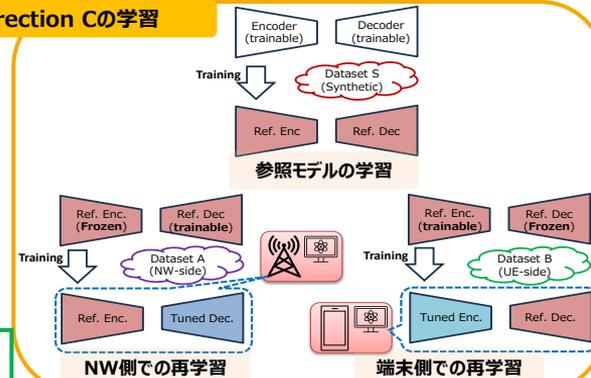
- 参照AI/MLモデル構造を仕様化
- NW側で学習したEncoderのパラメータを端末側へ共有
- 実際の端末側のAI/MLモデルの実装はNominal AI/MLモデル(参照モデル+パラメータ)と組み合わせる
- 課題: NW側学習時と端末側学習時でのデータセットの分布の不一致
- 性能評価: NW側学習時(データセットA)と端末側学習時(データセットB)で端末アンテナ構成に関するデータセット分布の不一致がある場合の影響は小さい

Direction C

- 参照AI/MLモデル(構造+パラメータ)を仕様化
- 実際の端末側/NW側のAI/MLモデルの実装は参照モデルとの組合せ
- 課題: 統計的チャネルモデルを用いて学習された参照AI/MLモデルの実フィールド環境への適合性
- 本検討での性能評価: 端末側, NW側, もしくは双方が推論時の環境に適合したデータセットで再学習することで学習連携なしでも性能改善できる



Direction Cの学習



性能改善の効果は、Direction A > Direction Cであり、NW側と端末側との学習連携の必要性を示した

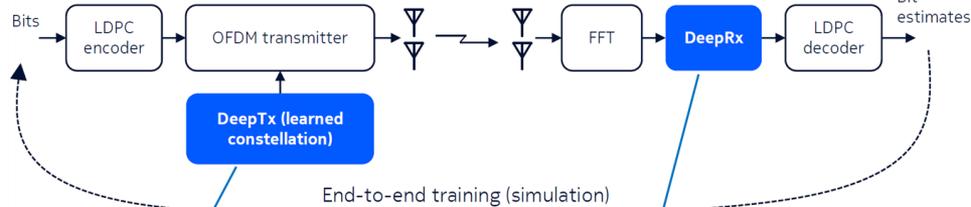
AI-native air interface (AI-AI)

- AIによりエンドツーエンドで無線インターフェースを最適化し、アプリケーションに必要なデータを最適な方法で提供する

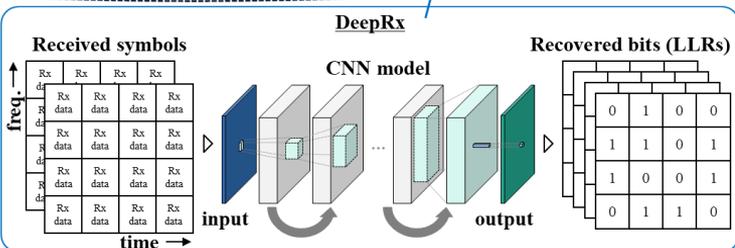
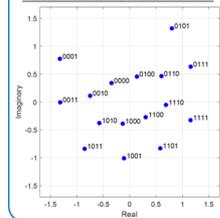
深層学習を用いたパイロットレス伝送方式

- 「送信コンスタレーション」と、「伝送路推定」、「等化」、「復調」の受信処理を、チャンネルモデルベースの事前学習により、共同で最適化する
- 従来のチャンネル推定のプロセスで必要だった「パイロット信号」が不要になるため、オーバーヘッド削減によるスループットの向上が

Data transmission without pilots (real hardware)



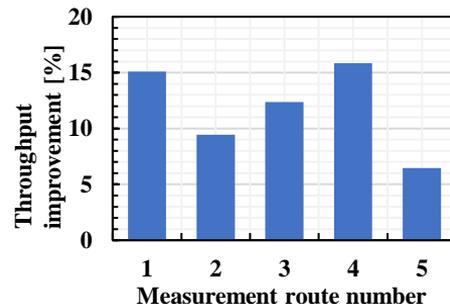
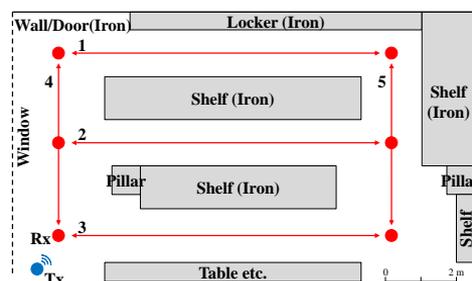
Learned constellation



Proof-of-concept for AI-AI

- 実環境における性能評価を目的として、障害物がある屋内環境において提案方式によるスループット向上度を測定した

深層学習を用いたパイロットレス伝送方式により、いずれの測定ルートにおいてもスループットが向上



- 本検討では、チャンネルエミュレータを用いた性能評価も行っており、高速移動環境において、提案方式によりスループットが大幅に向上することも示されている

学習用シミュレーション諸元

Channel model	3GPP TDL-A, B, C
Velocity	0~200 km/h
Delay spread	10~500 ns
SNR	0-20 dB

PoC システム諸元

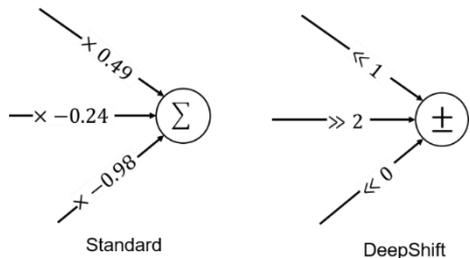
Center frequency	4.8 GHz
Subcarrier spacing	30 kHz
Bandwidth	9 MHz
MCS index	10 (16QAM)

Neural Network-based Digital Pre-distortion for Wideband Power Amplifiers using DeepShift

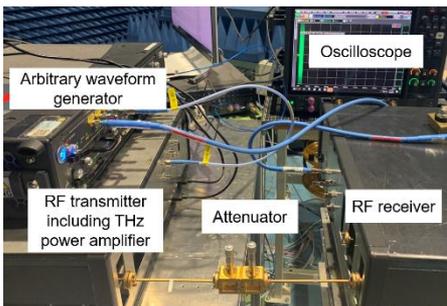
- 課題
 - ミリ波・テラヘルツ帯での広帯域通信において、電力増幅器 (PA) の非線形歪みが深刻な問題となっている
 - ニューラルネットワーク(NN)ベースのDPDは優れた性能を示すが、多数の浮動小数点乗算が必要で、ハードウェア実装コストが高い

提案手法

DeepShiftを用いたDPD：NNの乗算操作をビットシフト演算と符号操作に置き換えることでハードウェア実装コストを削減する



DeepShiftの概要

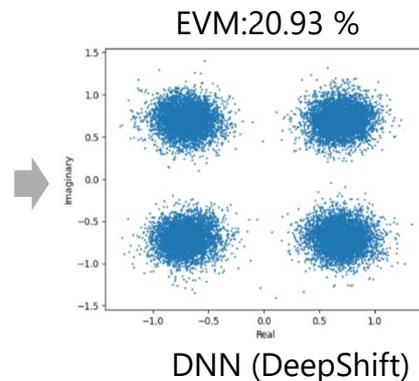
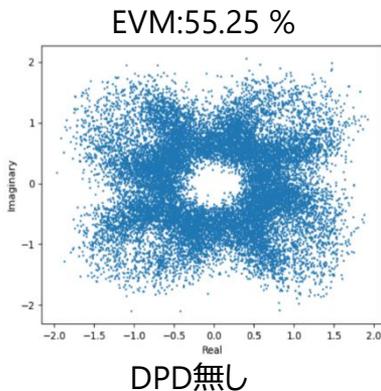


THz帯実験環境

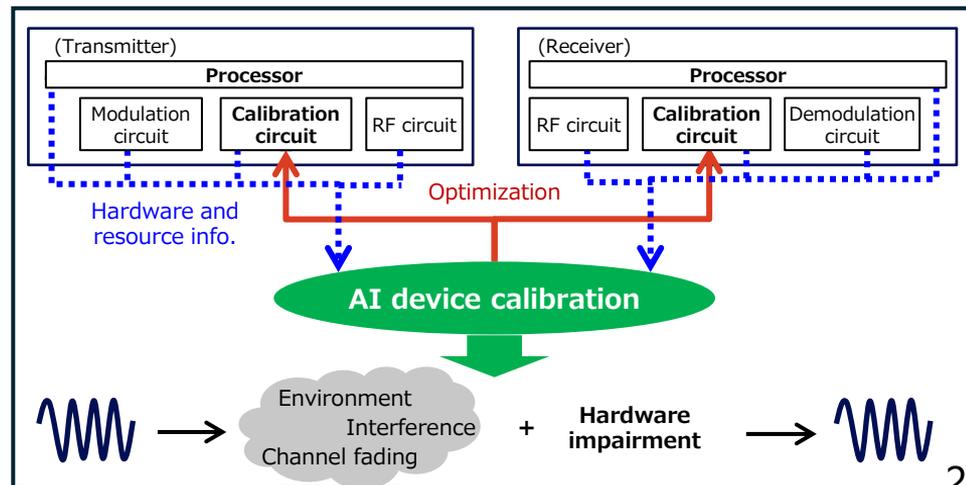
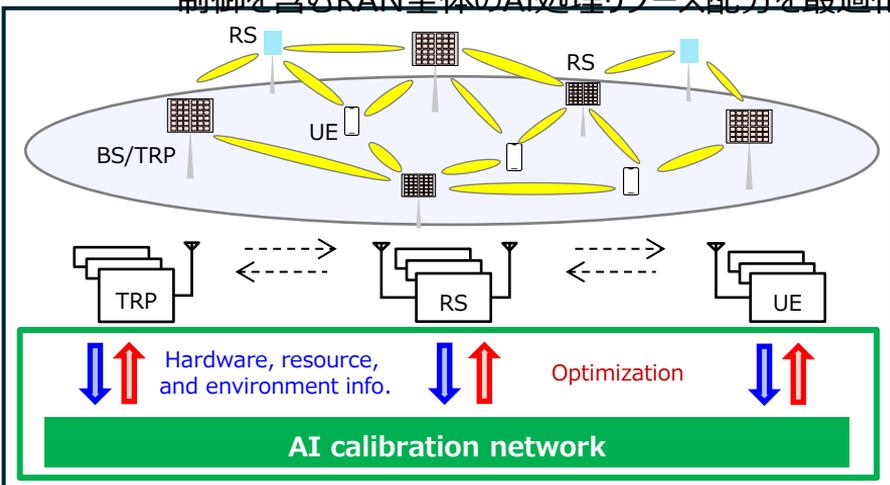
- THz帯PAでの性能評価

乗算無しで通常のNNと同等程度の補償性能を実現

モデルタイプ	オペレーション数				
	EVM [%]	乗算	ビットシフト & 符号演算	加算	活性化関数
DPD無し	55.25				
RVTDNN	29.92	20400	0	20400	200
RVTDNN (DeepShift)	29.96	0	20400	20400	200
DNN	20.74	100400	0	100400	600
DNN (DeepShift)	20.93	0	100400	100400	600



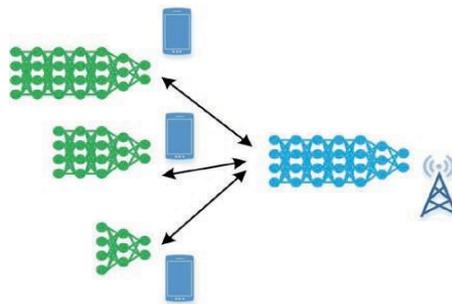
- AI処理は、各装置でDSPに利用可能なハードウェアリソースと制限（RF特性、プロセッサ能力、消費電力など）に応じた最適化が必要
 - ✓ ハードウェア障害に対するキャリブレーション性能
 - ✓ AI処理のためのプロセッサリソース割り当て
- AI デバイスカリブレーション**
 - ✓ AIデバイスキャリブレーションでは、利用可能なハードウェア／リソースの制限、およびアプリケーションから要求されるKPI（スループット、コスト、消費電力など）に応じて、物理層処理のためのAI処理の性能／コストを動的に最適化
- AI calibration network**
 - ✓ AIデバイスキャリブレーションの概念をRAN全体の連携に適用するAIキャリブレーションネットワークは、物理層処理の適応制御を含むRAN全体のAI処理リソース配分を最適化



Abstract:

- This paper describes the "AI and Communication" scenario and the typical AI services in 6G.
- It also introduces general principles for performance definition, and detailed performance indicators.
- Then, this provides an evaluation methodology for the proposed performance indicators, along with an example.

Sec 2.2: Typical Services in the "AI and Communication" Scenario

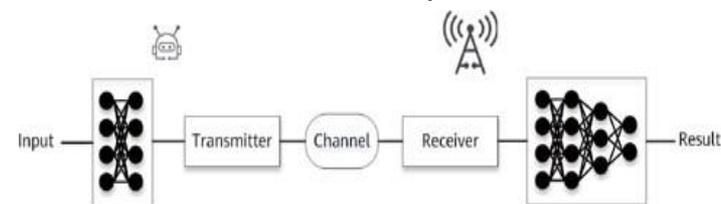


A Model Training Service Example

Sec 3.3: Proposed Performance Requirements for AI & 6G Communication

- AI service functionality requirements
- AI service accuracy (or AI service quality)
- AI service latency
- AI service density

Sec 4.2: Evaluation Example



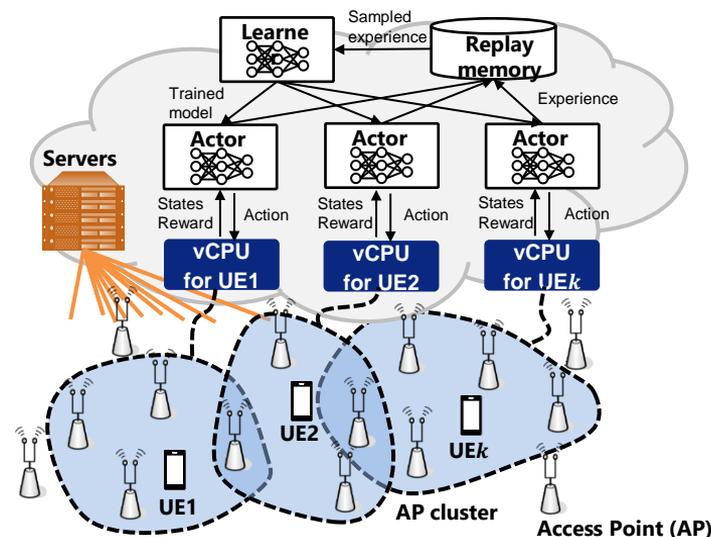
Distributed AI inference service example

Sec: 5 Conclusion

- This illustrated the motivations, typical AI services, and performance requirements of the "AI and Communication" usage scenario.

- 膨大なAPとUEの組合せから、無線状態や要求品質を考慮した最適なAPクラスタ選択（分散MIMOのアンテナ選択）が課題
- 強化学習の適用により、UEの要求品質を満足し、かつ信号処理負荷が少ない必要最小限のAPクラスタの選択を実現
- UE毎に小さなモデルを分散させて並列で推論を行うことで動的かつリアルタイムな制御を可能に

- Cell-Free massive MIMO (CF-mMIMO) : 分散配置したAPの信号を一括でmulti-user MIMO処理することにより、セル間干渉を除去する技術
- APクラスタ : CF-mMIMOにおいて、UE毎にデータを送受信するAPまたはアンテナの組み合わせ



課題

無線通信による低遅延・大容量アプリケーション収容の要求が一層高まる中で、超高精細映像伝送のような要求の高いアプリケーションにおいては、無線通信の大容量化が必ずしもアプリケーション実現に直接つながらない問題が生じている

アプローチ

無線区間のスループットだけに着目するのではなく、実際にアプリケーションの実現に寄与したデータから算定されるアプリケーション(映像)スループットに基づいたリソース制御によりアプリケーション収容数増加を目指す。多岐に渡るアプリケーションの要求条件と利用可能な周波数資源を効率的に結び付けるためAI(強化学習)を活用する

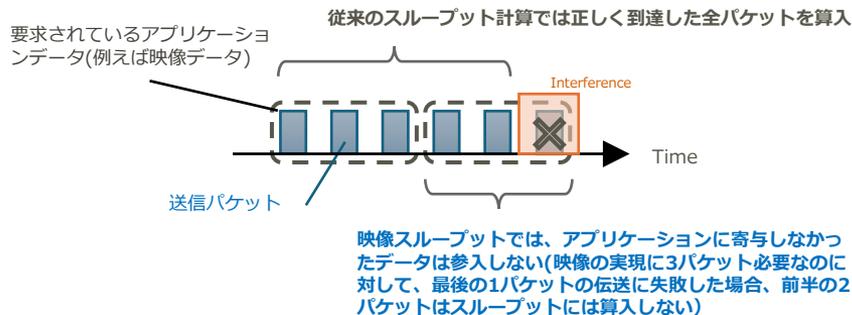


図1：アプリケーションレイヤのスループットと無線レイヤのスループットの関係

映像スループットの活用例(複数周波数の最適選択)

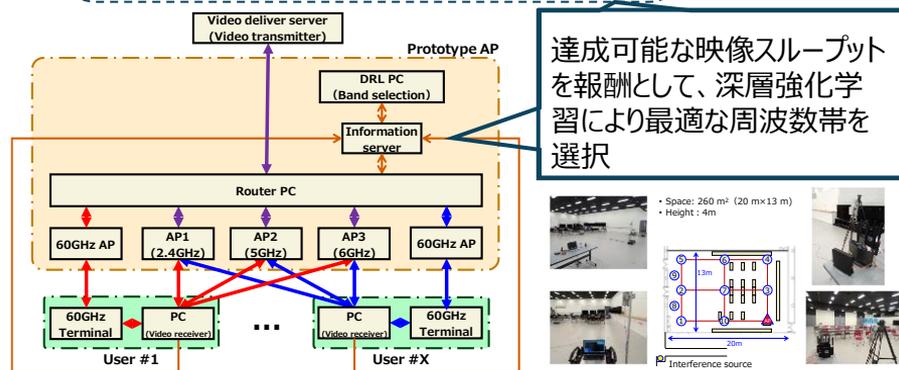
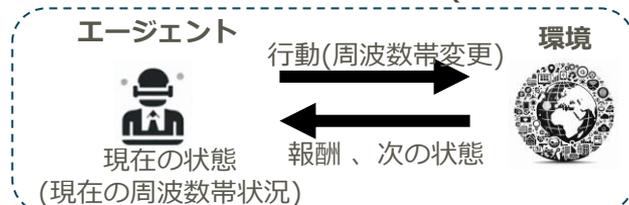


図2：試験システムモデル

図3：試験環境

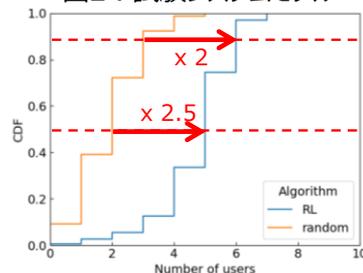


図4：試験結果

試作機を用いたフィールド試験により、アプリケーション収容数を改善可能であることを実証

- Abstract:
 - It has become increasingly important for industries to promote digital transformation by utilizing 5G/6G, Internet of Things (IoT), and Artificial Intelligence (AI) to realize a highly productive and prosperous society. In addition to conventional policies of improving the average Quality of Service (QoS) at each mobile coverage area, there is an increasing need to strengthen policies that precisely adhere to QoS requirements per User Equipment (UE) and in real-time to enable the stable use of applications at high-performance levels, e.g., work speed or productivity. The Open Radio Access Network (Open RAN), specifically standardized by the O-RAN Alliance (O-RAN), offers significant potential to enable flexible resource management to address diverse QoS requirements. This article introduces an application-aware RAN optimization method that can support such policies based on O-RAN architecture.

- Abstract:
 - This report provides an overview of Autonomous Networks expected to be realized in Beyond 5G. Furthermore, this report describes the details of network operation by AI, which is a necessary element of the Autonomous Network, and especially summarizes the strategy for managing network failures, and provides the overall framework required for future network operation.

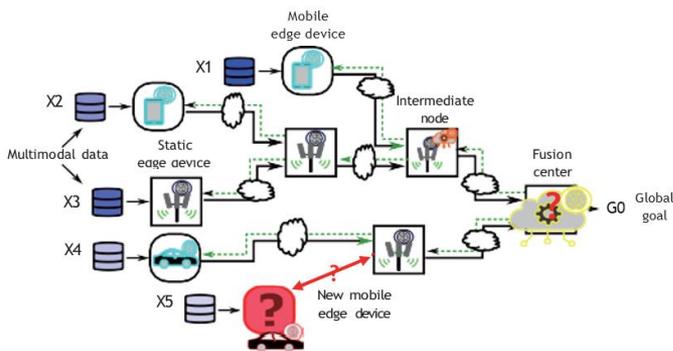
- Abstract:
 - Autonomous network operation technology based on intent has been attracting attention toward advanced automation of network operation. However, the realization of intent translation, which is the key to this technology, faces the challenge of achieving both flexibility and faithfulness. In this paper, we propose a logic-oriented generative AI for intent translation, which is a logical search engine enhanced by AI/ML technology. This paper presents the position of our proposal with respect to related techniques, and then briefly outlines its method.

In-Network Learning for Distributed RAN AI

~Distributed LLMs via Latent Structure Distillation~

Abstract:

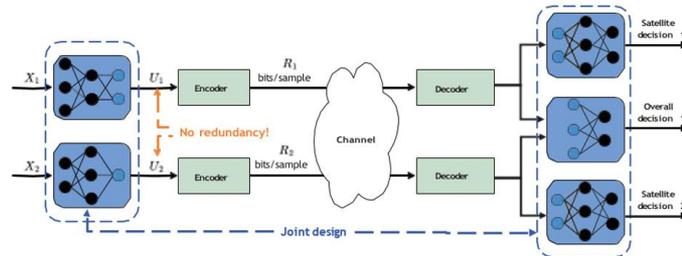
- This proposes a distributed learning on In-Network Learning (INL) for inference over RANs.
- This algorithm is particularly suitable for both multimodal and heterogeneous data settings.
- It also examines Horizontal and Vertical FL and Horizontal and Vertical Split Learning (SL) under the accuracy (Gain) under given bandwidth requirements.



Distributed inference over RAN

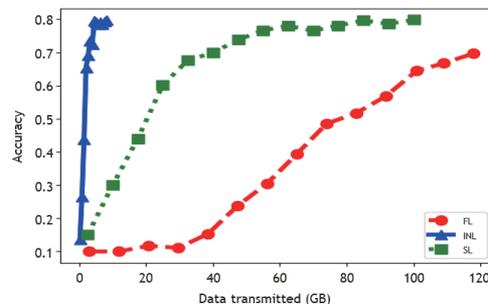
Sec 2: In-Network Learning Key Features

- Network Feature Fusion & Feature Redundancy Removal
- Feature Extraction Depends on Network Channel Quality & Satellite Decoders



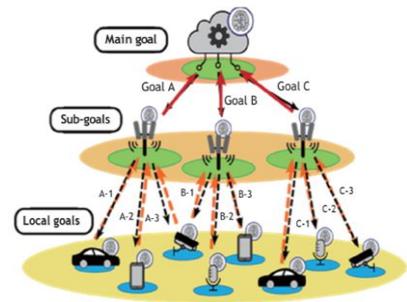
(b) INL

Sec 3: Performance Gain



Accuracy vs. bandwidth cost for Exp-1

Sec 4: LLM deployment



Hierarchical goal decomposition

■ 5G NRでも利用されている28GHz帯の電波の課題

- 直進性が強く、物理的な遮蔽の影響を受けて通信品質が劣化しやすい
→遮蔽による品質劣化を事前に予測し回避したい

■ 提案：物理空間情報を用いたAI/MLによるスループット予測

- シナリオ：屋内での利用、2人の人物が部屋内を移動する想定で、1人はUEを持ち、常に28GHz帯の5G NRで通信している。2人の人物の位置関係によってはUEの通信が遮蔽されるため、その影響を予測する。

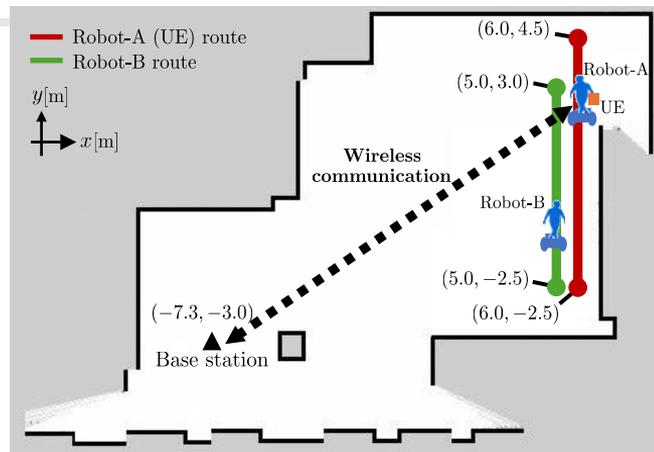
- 実験系として、人物を模した自動走行ロボット2台を構築。

1台にはUEを持たせ、2台のロボット（A, B）を自走させながら、物理空間情報（各ロボットの位置、方向、速度）とそのときの5G NR 28GHzでの上りスループットを実際に計測

- 学習にはDNN(LSTM)を用い、過去1秒間のロボットの位置、方向、速度、およびUEスループットの情報を入力し、出力として1秒後の上りスループットが得られるようにした。

■ 評価

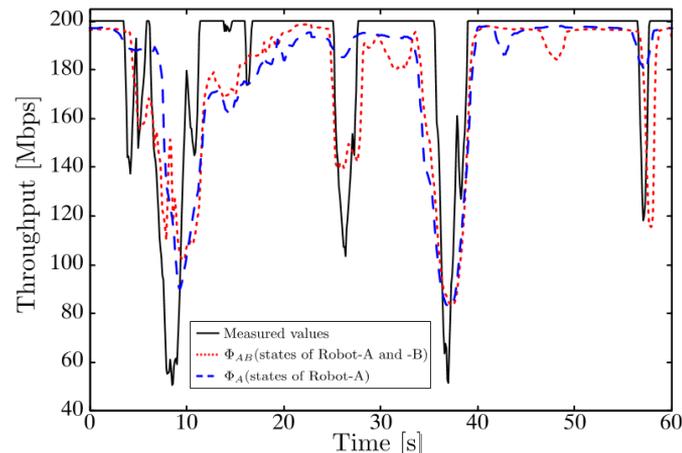
- UEを持つ1台だけではなく2台のロボットの物理空間情報を利用することでスループットの予測精度向上を確認
→UEだけでなく遮蔽物の物理空間情報も予測に有用



実験環境



自走ロボット



- Abstract:
 - Recently, advancement of AI/ML has been remarkable, and many applied research studies are attracting attention now. This is also true in the field of radio propagation. This paper introduces its application to radio propagation prediction, which is currently under intensive study.

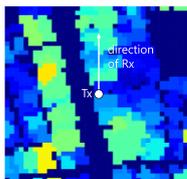
■ ワイヤレスエミュレータ

- 無線通信システムの評価・検証プロセスのスピードアップ、低コスト化を目指す
- 実環境に近い電波伝搬を仮想空間で模擬し、大規模な仮想無線機と、物理インターフェースにより接続された実際の無線機を用いて、無線通信システムの振る舞いを再現
- これらを実現するためには、実環境でのサイトスペシフィックな電波伝搬特性を再現可能なモデルが必要

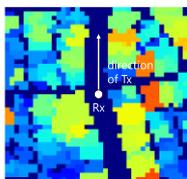
■ ResNetに基づくサイトスペシフィックな伝搬損失モデル

- 従来の統計モデルでは考慮されていなかった、場所固有の環境情報をマップデータとして表現し、入力特徴量として利用
- 画像認識等で広く利用されているResidual Networks(ResNet)をベースとして、伝搬損失推定に適したアーキテクチャを設計
- 横浜市街地での実測データに基づく評価の結果、従来モデル(UMa)より大幅に精度改善

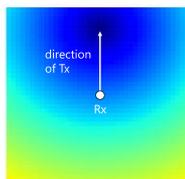
入力特徴量



(a) Relative Height Map around Tx

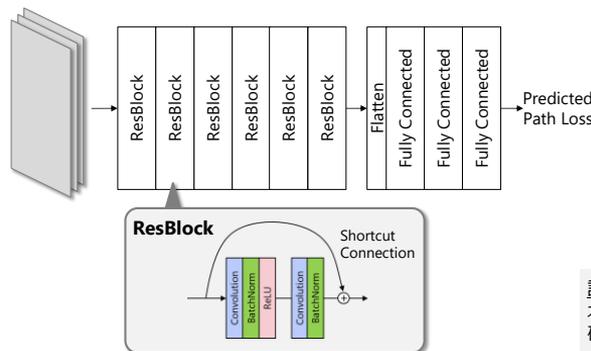


(b) Relative Height Map around Rx



(c) 3D distance map between Tx and Rx

ResNetに基づく伝搬損失モデル



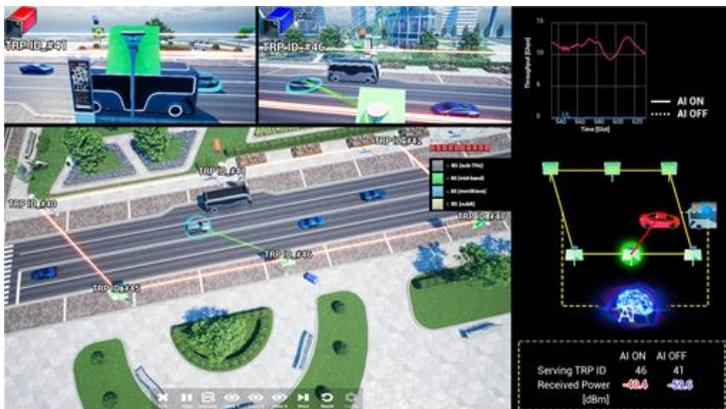
評価結果

Frequency	RMSE [dB]	
	3GPP Urban Macro (UMa)	ResNet (proposed)
922 MHz	8.8	3.8
2462 MHz	7.4	4.3
4850 MHz	8.2	2.7
28.35 GHz	17.6	3.5

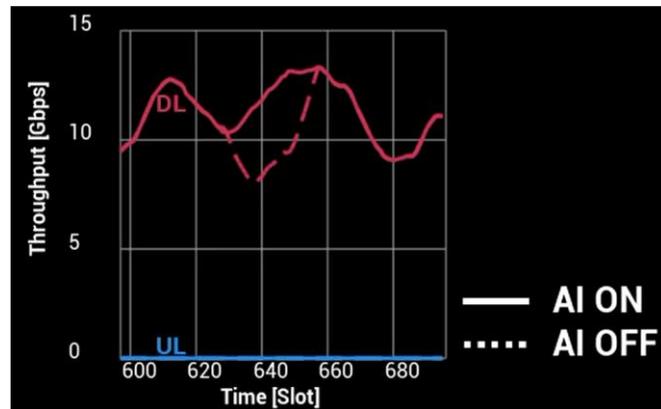
謝辞

本研究開発は、総務省の「仮想空間における電波模擬システム技術の高度化に向けた研究開発 (JPJ000254)」によって実施した成果を含みます

- 6Gシステムを評価するため、6Gシミュレータが開発され
 - ✓ 6Gに向けて検討されている技術をシステム全体として評価，可視化
 - ✓ サブテラヘルツ帯やミッドバンド，NRNTを6Gシミュレータに導入
 - ✓ 仮想的な屋外都市環境において評価を行う
- 6GシミュレータにAI/MLアルゴリズムが導入され
 - ✓ 予期せぬ障害物による遮蔽の影響を回避する将来予測制御
 - ✓ 無線通信システムにおけるAI技術のユースケースを示す



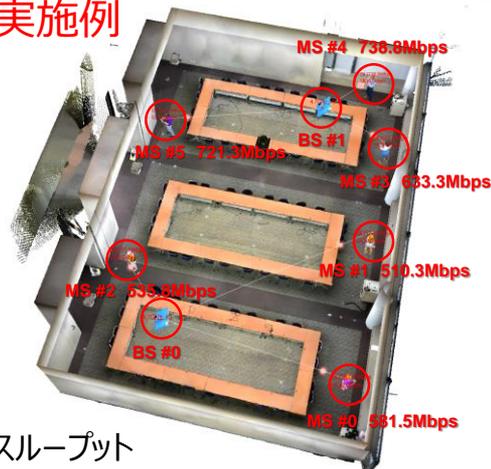
将来予測制御に関するシナリオ



予測制御によるスループットの時変動

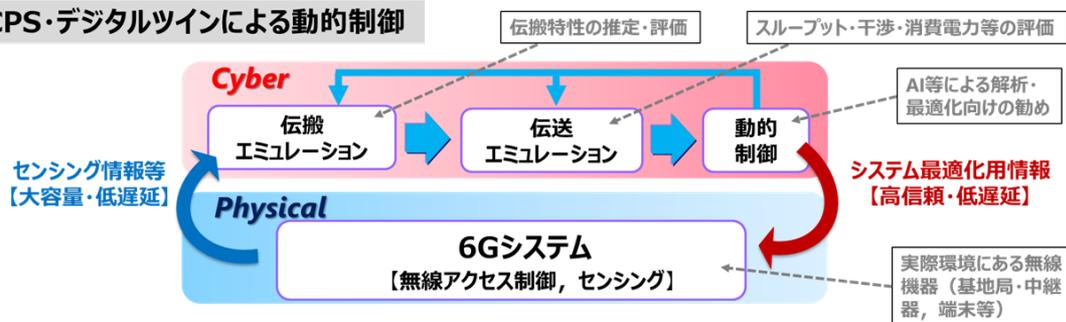
- 高度なサイバー・フィジカル・システム (CPS)
 - ✓ AIが実世界をサイバー空間上に再現し (デジタルツイン) 、
 - ✓ エミュレートすることで得られた未来予測や新たな知見が 実世界へフィードバック
- 実環境におけるシステム性能の評価を目的として、高度化された 6Gシミュレータの開発
 - ✓ 点群データを用いた実環境モデルによるレイトレース計算より得られた伝搬特性を基に、5Gおよび6Gのスループットを評価および可視化

会議室の実施例

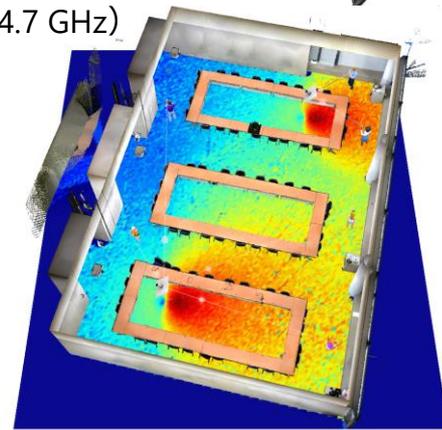


スループット (4.7 GHz)

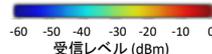
CPS・デジタルツインによる動的制御



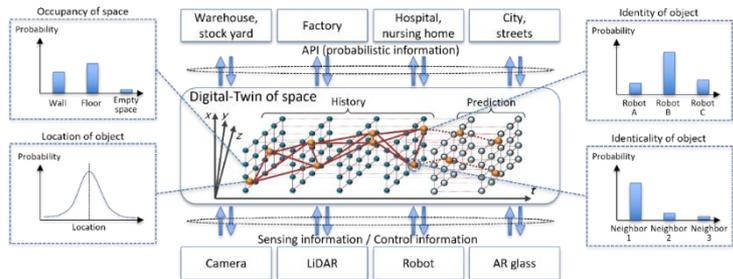
CPS・デジタルツインによる動的制御イメージ



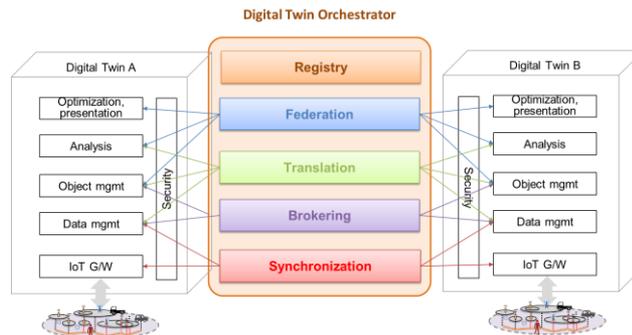
受信レベルマップ



- B5Gによってさらに進化する“実世界のデジタルツイン”(Digital-Twin by B5G)と、B5Gをさらに進化させるための“ネットワークのデジタルツイン”(Digital-Twin for B5G)とを統合し、それらが共進化していくためのデジタルツイン基盤を実現

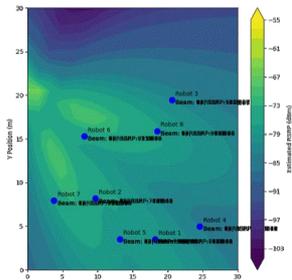
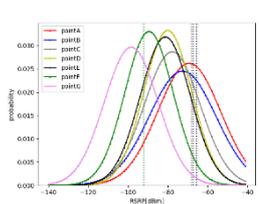


A) 多様な実世界データをデジタルツインとして統合する確率的枠組み



B) 多様なドメインのデジタルツインを連携させるオーケストレーション

ユースケース①
Digital-Twin for Radio Communication Environment



確率的電波環境マップを用いた移動ロボットに対する動的なビームフォーミング最適化

ユースケース①
Digital-Twin for Human-Robot Cooperation

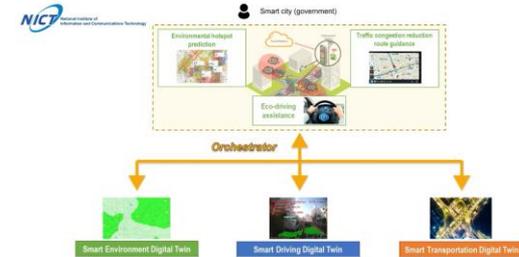
$$J = \frac{1}{\beta} \log \{ E [\exp (\beta S)] \}$$

S: Original evaluation function
β: Risk parameter



リスクセンシティブな確率的ロボット制御による人とロボットの安全な共存

ユースケース①
Digital-Twin for Smart Sustainable Mobility



スマート環境/スマートドライビング/スマートモビリティのオーケストレーションによるサステナブルなモビリティの実現

- Abstract:
 - The vision for 6G networks is to offer pervasive intelligence and internet of intelligence, in which the networks natively support artificial intelligence (AI), empower smart applications and scenarios in various fields, and create a "ubiquitous-intelligence" world. In this vision, the traditional session-oriented architecture cannot achieve flexible per-user customization, ultimate performance, security and reliability required by future AI services. In addition, users' requirements for personalized AI services may become a key feature in the near future. By integrating AI in the network, the network AI has more advantages than cloud/MEC AI, such as better QoS assurance, lower latency, less transmission and computing overhead, and stronger security and privacy. Therefore, this article proposes the task-oriented native-AI network architecture (TONA), to natively support the network AI. By introducing task control and quality of AI services (QoAIS) assurance mechanisms at the control layer of 6G.