

令和 3 年 5 月 19 日現在

機関番号：14401

研究種目：研究活動スタート支援

研究期間：2019～2020

課題番号：19K23516

研究課題名（和文）大規模マルチユーザMIMO検出のための確率伝搬法と深層学習の融合に関する研究

研究課題名（英文）Study on Integration of Belief Propagation and Deep Learning for Large Multiuser MIMO Detection

研究代表者

高橋 拓海 (Takahashi, Takumi)

大阪大学・工学研究科・助教

研究者番号：40844204

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 2,200,000円

研究成果の概要（和文）：大規模MIMOは、複数の送受信アンテナを用いて情報を空間多重して伝送し、飛躍的な周波数利用効率の向上と多数端末の同時収容を可能とする次世代無線通信システムの中核技術である。その実現には、基地局で多次元情報を一括処理するための低処理量な信号処理が必要不可欠である。本研究課題では、上り回線の信号分離に着目し、確率伝搬法と深層学習の融合により、低処理量かつ高精度な大規模マルチユーザ検出の開発を目的とした。定性的に解釈可能な学習パラメータの導入や、通信路符号化を考慮した損失関数設計により、通信パラメータに応じて確率伝搬法をデータ駆動で最適化する手法を提案し、シミュレーションによりその有効性を確認した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

IoT (Internet of Things) を情報基盤とするSociety 5.0の実現には、高速大容量・大規模同時接続・高信頼低遅延など、様々な要件が求められる。限られた周波数資源でこれらを達成するため、無線通信システムで扱う信号はますます大規模化・多次元化しており、多次元信号を高速かつ省電力で処理する低処理量な信号処理の開発が急務である。しかし、多くの低処理量な信号処理手法は扱う信号のモデル誤差に対して脆弱であり、実用化する上での大きな障壁となっている。本研究の本質は、この理論と実践の間にある隔たりを機械学習によって埋め合わせるものであり、未来のIoT社会を下支えする基盤技術となる。

研究成果の概要（英文）：Large MIMO is one of the most promising technologies in the fifth generation and beyond (5G+) and sixth generation (6G) networks, in order to achieve high spectral efficiency and massive connectivity. To achieve this, low-complexity signal processing is indispensable for the base station to process multi-dimensional information. In this project, we focused on the signal separation in the uplink scenarios, and aimed to develop a low-complexity and high-accuracy large-scale multi-user detection (MUD) method by integrating belief propagation (BP) and deep learning. The proposed framework can optimize the BP-based detector via data-driven tuning with appropriate loss functions according to various communication parameters to improve the detection capability in practical MUD.

研究分野：無線通信 信号処理

キーワード：大規模MIMO 大規模信号検出 確率伝搬法 深層展開 深層学習 データ駆動型チューニング

1. 研究開始当初の背景

来たる IoT (Internet of Things) 社会を支える情報基盤技術として、無線通信システムにおける物理層技術のさらなる発展が期待されている。限られた無線リソースで、大容量伝送・超多数端末収容・超低遅延通信などの厳しい要件を達成するためには、信号を時間・周波数・空間など、あらゆる次元で多重する必要がある。受信機において多次元信号を分離する高度な検出(復調)アルゴリズムの開発が重要となる。また、一般的な無線通信システムでは、前方誤り訂正 (Forward Error Correction) 符号による通信路符号化を前提に、検出器出力は後段の通信路復号器に入力され、誤り訂正処理を行った後に判定される。そのため、後段復号器の誤り訂正能力を最大化できることも、検出アルゴリズムが満たすべき要件となる。

本研究では、超多素子アンテナを具備した基地局受信機が、多数の無線端末と同時に空間多重接続を行う上り回線の大規模マルチユーザ MIMO の通信形態に着目する。基地局アンテナの多素子化(大規模化)は、データ伝送レートの向上、通信信頼性の向上、および同時接続性の向上をもたらす。実装の観点からも、電力消費量やアンテナ素子当たりのコスト削減など、従来のマルチアンテナ技術に対して様々な優位性が見い出されている。しかし、その実現には多数端末のデータを基地局で同時に処理するための低処理量なアルゴリズムが必要不可欠である。特に、無線端末からのデータ集約を担う上り回線では、空間多重された信号を分離するための、低処理量かつ高検出精度な一括マルチユーザ検出 (MUD: Multi-User Detection) の開発が急務である。

低処理量かつ高精度な大規模 MUD としては、信念伝搬法 (BP: Belief Propagation) に基づく繰り返し信号検出が提案されている。整合フィルタ (MF: Matched Filter) に基づくガウス信念伝搬法 (GaBP: Gaussian BP) や、その大システム極限での厳密な近似として導出される近似メッセージ伝搬法 (AMP: Approximate Message Passing) の演算量は、受信アンテナ素子数と空間多重数の積に比例し、線形の最小平均二乗誤差 (MMSE: Minimum Mean Square Error) フィルタに基づく OAMP (Orthogonal AMP) や期待値伝搬法 (EP: Expectation Propagation) と比較しても極めて少ない。

しかし、AMP が大システム極限でベイズ最適解へ収束できるのは、観測行列(ここでは通信路行列)の各要素が平均 0 の独立同分布なガウス分布に従うときだけである。残念ながら、実際の MUD では、上記のような理想条件が成り立つ状況を作り上げることは困難であり、アルゴリズムの性能を最大限引き出すことができない。受信機の物理的な制約により十分な受信アンテナ素子数を用意できない場合や、素子間でフェージング空間相関が生じる場合、BP 検出器の検出性能は著しく低下してしまう。

このように、信号モデルに基づいて設計(モデル駆動)された多くの低処理量な MUD 手法は、扱う信号のモデル誤差に対して脆弱であり、無線通信システムで実用化する上で克服すべき課題となっている。また、無線通信システムは多数のモジュールから構成されるため、単一のモジュールの最適化は必ずしもシステム全体の性能を最大化しない。前述した符号化システムにおける検出器設計はその最たる例であり、後段復号器の特性を考慮した検出器設計の基準を考える必要がある。しかし、理論と実践の隔たりによって生じる信号モデルの不完全性により、この課題をモデル駆動型のアプローチだけで解決するのは非常に困難である。

2. 研究の目的

以上の背景を踏まえ、本研究の目的は、BP と深層学習の融合により、実際に将来の無線通信システムにおいて実用され得る低処理量かつ高性能な検出器の開発である。より具体的には、大規模マルチユーザ MIMO 信号検出に着目し、通信状態に応じて BP 検出器をデータ駆動で学習最適化する枠組みを確立することで、次世代無線通信システムにおいて重要な役割を担う多次元信号処理の高度化に貢献することを目的とする。

3. 研究の方法

本研究では、深層展開を用いたデータ駆動型チューニングに着目した。深層展開は、反復構造を有する既存のアルゴリズムを繰り返し方向へ展開し、その結果得られた信号流グラフを FFNN (Feed-Forward Neural Network) とみなして学習を行う手法である。従来の深層学習で用いられる誤差逆伝播法と確率的勾配法によって、あらかじめ埋め込まれた学習可能パラメータを特定の基準に応じて最適化することで、アルゴリズムをデータ駆動でチューニングできる。適切に学習可能パラメータと損失関数を設計できれば、モデル駆動型アプローチとデータ駆動型アプローチの両方の利点を享受しつつアルゴリズムを設計することができる。

(1) 2019 年度(初年度)は、アルゴリズム構造に基づいて学習パラメータを埋め込んだ学習可能 GaBP (T-GaBP: Trainable GaBP) を提案した。T-GaBP では、学習可能な内部パラメータとし

て、重みパラメータとスケーリングパラメータの 2 種類が埋め込まれている。重みパラメータは、過去すべての繰り返し処理で得られた情報から柔軟にビリーフ（伝搬する情報）を生成する。BP 検出器の繰り返し収束特性を改善する手法としては、ビリーフのダンピング（制振）やビリーフ更新ルールのスケジューリングがよく知られているが、T-GaBP はこれらすべての手法を包括しており、重みパラメータを変化させることでアルゴリズム構造を変化させ、自由に手法を選択・組み合わせることができる。スケーリングパラメータは、繰り返し毎の検出状態に応じてビリーフ強度を調整し、収束速度を調整することで誤り伝搬を抑制するとともに、モデル誤差に起因した局所解への繰り返し収束を防ぐ。

これらの学習可能パラメータは、T-GaBP の設計段階で瞬時の通信路変動に対する依存性が小さくなるよう導入されており、長期統計に対してのみ学習最適化を行えば十分となるよう設計されている。以上のように、BP 検出器の構造や統計的な振る舞いを十分に考慮し、過去の研究から得られた知見に基づいて学習器を設計することで、データ駆動型チューニングの効果を最大化することができる。さらに、各パラメータの物理的な解釈が可能であるため、学習によって与えられたパラメータの挙動から、アルゴリズムの動作を説明することもできる。

(2) 2020 年度（最終年度）は、2019 年度の研究を踏まえ、提案法の実用化へ向けた重要な発展として、多様な無線通信システム構成に対してより柔軟に T-GaBP を最適化することを目的に、データ駆動型チューニングを実施する際の損失関数の設計に着手した。前年度の検討では、損失関数として平均二乗誤差 (MSE) や二値交差エントロピー (BCE: Binary Cross Entropy) を用いることで、近似的に検出器出力のビット誤り率 (BER: Bit Error Rate) を最小化していた。しかし、一般的な無線通信システムでは、送信機側での通信路符号化を前提に検出（復調）器出力に基づく誤り訂正処理が行われるため、最終的な信号検出は検出器出力ではなく、その後段の復号器出力に基づいて行われる。ここで注意すべきは、検出器出力の BER の最小化が必ずしも復号器出力の最終的な BER の最小化を意味しないということである。通常、無線通信システムで用いられる FEC 符号は加法性白色ガウス雑音 (AWGN: Additive White Gaussian Noise) 通信路に対して最適化・設計されており、入力される検出器出力の対数尤度比 (LLR: Log Likelihood Ratio) の雑音成分がガウス分布に従うときに、誤り訂正能力が最大となる。このとき、誤り訂正能力を最大化するためには、ガウス分布の平均値と分散値が「平均値:分散値 = 1:2」となる一貫性条件を満たす必要があることも知られている。

以上の議論から、学習可能パラメータによって繰り返し収束特性を改善しつつ、同時に、検出器出力 LLR の分布を後段の復号器の誤り訂正能力を最大化するよう整形することができれば、符号化システムのための理想的な MUD アルゴリズムを実現できる。そこで本研究では、T-GaBP 出力 LLR のガウス性を評価する指標としてネグエントロピー (negentropy) を導入することを提案し、これを従来の MSE や BCE と組み合わせて損失関数を設計することで、MCS (Modulation and Coding Scheme) を含む各種通信パラメータに応じた T-GaBP の最適化を図った。

以上の提案手法は、いずれも大規模な計算機シミュレーションにより評価を行い、従来法との比較によりその有効性を評価した。

4. 研究成果

本研究の主要成果のうち、(1) T-GaBP による無符号化・有相関大規模 MIMO 検出の性能評価、(2) ネグエントロピーを考慮した損失関数により最適化された T-GaBP による符号化・有相関大規模 MIMO 検出の性能評価、に絞って、その概要と有効性を以下に報告する。なお、他の研究成果については発表論文リストを参照されたい。成果の大半は著名な国際会議において発表済みであり、現在論文誌に投稿を進めている。

(1) 図 1 に示す大規模マルチユーザ MIMO システムを考える。基地局受信機は線形アレイアンテナを想定し、空間相関モデルは受信アンテナ素子間隔に対して相関係数が指数的に減少するクロネッカー (Kronecker) モデルを用いた。隣接アンテナ間の相関係数を 0.4 とした。変調方式はグレイ符号化 16QAM とし、繰り返し検出の繰り返し回数は $K = 32$ とした。

図 2 に受信アンテナ素子数 $N = 32$ 、送信端末数 $M = 24$ における BER 特性を示す。比較特性として、線形 MMSE (Linear MMSE) と EP の特性を与えた。ただし、EP におけるダンピング係数は 0.2 とした。また、限界特性として MFB (Matched Filter Bound) の BER 特性も示す。T-GaBP の学習時に用いる損失関数には MSE を用いた。学習プロセスは PyTorch を用いて実装した。詳細な学習プロセスの詳細やハイパーパラメータの設定に関しては、文献①を参照されたい。

通常の GaBP では、フェージング空間相関に起因したモデル誤差により、高精度な信号検出は

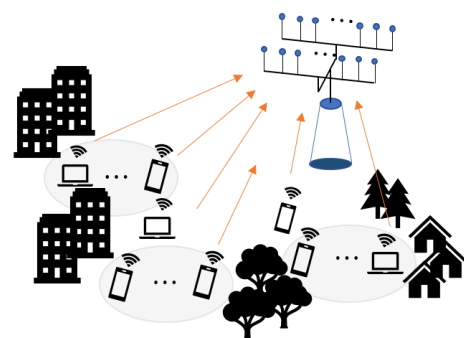


図 1 マルチユーザ MIMO 模式図

不可能である ($BER > 10^{-1}$). 線形アンテナ配置に基づく従来のスケジューリングを行った GaBP w/ sched. では, 通常の GaBP と比較して大きく特性改善をすることに成功しているが, 依然として高いエラーフロアが避けられない. このフロアを抑制するためには, 数倍の繰り返し回数が必要となる. これに対し, 本研究で提案した T-GaBP は一切の行列演算を行うことなく限界特性である MFB 特性に迫り, 特性劣化は $BER = 10^{-4}$ において, 2.0 [dB] 程度に留まる. さらに, T-GaBP は $BER = 10^{-4}$ において, より少ない演算量で EP に対して約 0.5 [dB] の利得を得る. 以上の結果より, モデル駆動 / データ駆動型アプローチによる統合的なアルゴリズム設計の有効性が確認できる.

また, 学習後の重みパラメータの挙動から, 学習によってどのように T-GaBP の構造が変化したかを確認した. その結果, 学習された T-GaBP は, 繰り返し初段ではビリーフ更新のスケジューリングの構造, 繰り返し中段ではダンピングの構造, 繰り返し後段では通常の GaBP と同様の構造をそれぞれ有しており, 各繰り返しステップの検出状態に応じて, 異なる戦略を動的に切り替えることで, 段階的かつ効果的なフェージング空間相関の影響抑制を実現していることが明らかになった. この結果は, 繰り返し初段はフェージング空間相関の悪影響を抑制し, 中段は局所解への収束を抑制しつつ検出精度を高め, 後段で繰り返し収束を促すという, 定性的な考察と非常によく合致したものとなっている. 詳細については文献[1]を参照されたい.

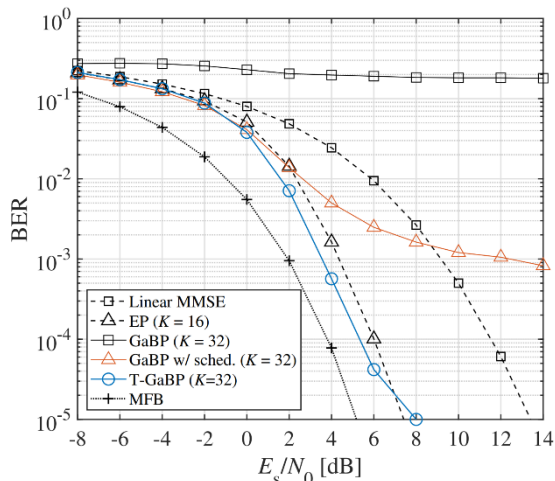


図2 無符号化 MIMO 検出の BER 特性

(2) シミュレーション評価に移る前に, 提案したネグントロピーを考慮した損失関数の概要を説明する. ネグントロピーは, ある確率変数のガウス性を評価する指標であり, 常に非負で, その確率変数が従う分布がガウス分布に近いほど小さな値をとり, かつガウス分布に従うときに限り 0 となる. つまり, これを損失関数に組み込むことで, 検出器出力 LLR の分布整形が可能となる. 学習の際, LLR のサンプル集合から算出を行うが, 16QAM 以上の高多値変調を用いる場合は, ビット LLR の分布が多峰性となるため注意が必要である. 例えば 16QAM の場合, ビット LLR の分布は, 理想的には混合数 4 の混合ガウス分布に従う. ネグントロピーを計算する際には, 混合された分布を分離し, それぞれの分布ごとにネグントロピーを算出する必要がある. 当然ながら, ネグントロピーだけで学習に用いる損失関数を構成してしまうと送信データ系列との誤差が考慮されないため, T-GaBP の繰り返し収束特性が劣化してしまい, 誤り訂正能力を最大化しても良好な復号器出力特性は得られない. そこで, 送信データ系列との誤差を評価する損失関数である MSE との加重平均を損失関数として用いることを考える.

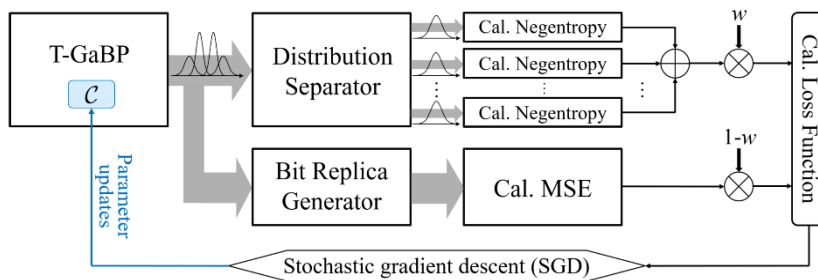


図3 提案損失関数を用いたデータ駆動型チューニングの模式図

図3に提案した損失関数を用いたデータ駆動型チューニングの模式図を示す. T-GaBP から出力された LLR のサンプルに基づいて, 分割された分布ごとにネグントロピーを算出し, 加算したものを全体のネグントロピーとして扱う. 一方で, LLR から生成したビットレプリカと正解ビットの誤差から MSE を算出し, この MSE とネグントロピーを加重平均して損失を得る. ただし, w は重み係数であり, w が大きいほどネグントロピーの最小化を重視し, 小さいほど MSE を重視して学習を行うことを意味する.

以上を踏まえて, 符号化 MIMO 検出の BER 特性を示し, ネグントロピーを用いて設計した提案損失関数の有効性を評価する. FEC 符号としては, 5G NR (New Radio) の標準規格に準拠した符号長 1024 ビット・符号化率 1/3 の低密度パリティチェック (LDPC: Low-Density Parity-Check) 符号を用いた. 変調方式には先と同様に 16QAM を用いる. 復号アルゴリズムには積和アルゴリズム (SPA: Sum Product Algorithm) を用いた. OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) 伝送を想定し, サブキャリア間隔を 60 [kHz], 遅延モデルには, こちらも標準

規格に準拠した 300 [ns] の遅延広がりを持つ TDL-B モデルを用いた。

図 4 に受信アンテナ素子数 $N = 32$, 送信端末数 $M = 32$, 相関係数 0.6 における BER 特性を示す。上記以外のシステムパラメータに関しては(1)の場合と同様のものを用いた。比較特性として, Linear MMSE の特性を与えた。先と同様, 通常の GaBP では高精度な検出は不可能である ($BER > 10^{-1}$)。従来のスケジューリングとスケール処理を行った GaBP w/ sched. +ASB では大きく特性改善をすることに成功しているが, 動作点となる $BER = 10^{-5}$ 付近で Linear MMSE から約 1.0 [dB] の特性劣化が見られる。続いて, 深層展開によってチューニングされた T-GaBP の特性に着目する。T-GaBP ($w = 0$) は従来の MSE 損失関数で学習された T-GaBP の特性, T-GaBP ($w = 0.6$) はネグントロピーを考慮した提案損失関数で学習された T-GaBP の特性をそれぞれ示す。T-GaBP の繰り返し収束特性を改善することで, T-GaBP ($w = 0$) は Linear MMSE に対して $BER = 10^{-5}$ で約 0.4 [dB] の利得を得る。しかし, T-GaBP 出力 LLR の分布歪みにより復号器の誤り訂正能力を最大化できず, クリフ位置の劣化が避けられない。これに対し, T-GaBP ($w = 0.6$) は T-GaBP ($w = 0$) に対して大幅な特性改善を可能としている。GaBP w/ sched. +ASB に対して 2.4 [dB], Linear MMSE に対して 1.4 [dB] の利得が確認でき, これは低符号化率の BER 特性の改善幅としては非常に大きい。MSE で学習した場合と比較して, T-GaBP 検出器出力の BER 特性は間違いなく劣化しているのも関わらず, 復号器出力特性でこれほどの利得が確認されることから, ネグントロピーによる分布整形の重要性が確認できる。

また, 紙面の都合上詳細は省略するが, 後段の誤り訂正能力の強弱に応じて重み係数 w を変化させる必要があることが分かっている。すなわち

- ・ 符号化率が低く, 誤り訂正能力が強力な場合には, T-GaBP の繰り返し収束特性よりも復号処理を重視してネグントロピーの重みを大きく設定
- ・ 符号化率が高く, 誤り訂正能力が貧弱な場合には, 復号処理よりも T-GaBP の繰り返し収束特性を重視して MSE の重みを大きく設定

することで, 常に良好な BER 特性を達成することができる。また, 変調多値数が高いほどネグントロピーの恩恵が大きくなることも確認しており, MCS などのシステム構成に応じて内部重みを変化させた損失関数を用いて T-GaBP を最適化することで, 多様な通信パラメータに対して信号分離性能を最大化することが可能となる。

以上, 本研究では, 大規模マルチユーザ MIMO 信号検出のための学習可能パラメータを導入した T-GaBP に対して, 適切に設計された損失関数に応じて深層展開によるデータ駆動型チューニングを施すことで, 高精度な低処理 MUD の実現を目指した。無符号化 MIMO システムでは, MSE 最小化規範で学習されたパラメータは検出状態に応じてアルゴリズム構造を動的に切り替える役割を担い, 提案法が高負荷な有相関 MIMO 通信路であっても低い処理量で MFB 特性に漸近する性能を達成することを示した。符号化 MIMO システムでは, ネグントロピーに基づく損失関数を導入することで T-GaBP 出力 LLR の分布整形を可能とし, 誤り訂正能力を最大化することで, クリフ位置の大幅な改善が可能であることを確認した。モデル/データ駆動アプローチの融合により, より広い条件で動作可能な BP 検出器設計の可能性を確認した。

<引用文献>

- ① D. Shirase, T. Takahashi, K. Muraoka, S. Ibi, N. Ishii, S. Sampei, "Deep Unfolding-Aided Gaussian Belief Propagation for Correlated Large MIMO Detection," Proc. of IEEE GLOBECOM '20, Dec. 2020.

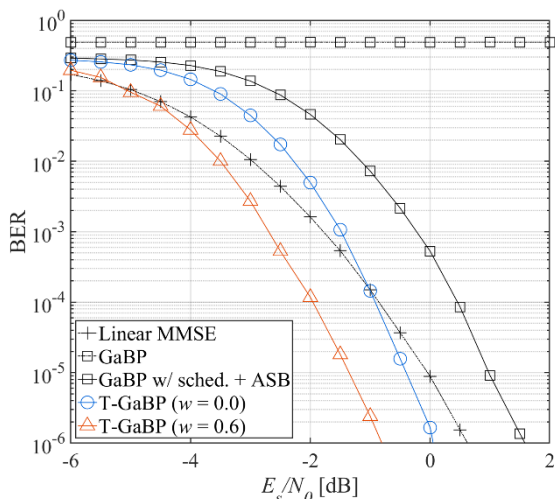


図 4 符号化 MIMO 検出の BER 特性

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計5件（うち査読付論文 5件/うち国際共著 1件/うちオープンアクセス 1件）

1. 著者名 D. Shirase, T. Takahashi, K. Muraoka, S. Ibi, N. Ishii, S. Sampei	4. 巻 なし
2. 論文標題 Deep Unfolding-Aided Gaussian Belief Propagation for Correlated Large MIMO Detection	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 Proc. of GLOBECOM '20	6. 最初と最後の頁 1-6
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1109/GLOBECOM42002.2020.9348087	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -
1. 著者名 T. Takahashi, S. Ibi, S. Sampei	4. 巻 なし
2. 論文標題 Low-complexity Large MIMO Detection via Gaussian Belief Propagation	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 Proc. of ICETC '20	6. 最初と最後の頁 1-6
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.34385/proc.63.SD3-2	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -
1. 著者名 K. Tasaki, T. Takahashi, S. Ibi, S. Sampei	4. 巻 なし
2. 論文標題 3D Convolutional Neural Network-Aided Indoor Positioning Based on Fingerprints of BLE RSSI	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 Proc. of APSIPA ASC '20	6. 最初と最後の頁 1-6
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） なし	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -
1. 著者名 L. Wang, T. Takahashi, S. Ibi, S. Sampei	4. 巻 8
2. 論文標題 Information-Optimum Approximate Message Passing for Quantized Massive MIMO Detection	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 IEEE Access	6. 最初と最後の頁 200383-200394
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1109/ACCESS.2020.3035726	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -

1. 著者名 T. Takahashi, S. Ibi, A. Tolli, S. Sampei	4. 巻 なし
2. 論文標題 Subspace Marginalized Belief Propagation for mmWave Overloaded MIMO Signal Detection	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 Proc. of ICC '20	6. 最初と最後の頁 1-6
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1109/ICC40277.2020.9148674	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 該当する

〔学会発表〕 計12件 (うち招待講演 1件 / うち国際学会 0件)

1. 発表者名 島村篤典, 高橋拓海, 衣斐信介, 三瓶政一
2. 発表標題 量子化AMPによる大規模MIMO検出のための深層展開を利用した量子化閾値最適化に関する一検討
3. 学会等名 電子情報通信学会 総合大会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 吉田拓実, 白瀬大地, 高橋拓海, 衣斐信介, 三瓶政一
2. 発表標題 ビーム領域Local LMMSEフィルタ出力に基づく低処理量なミリ波大規模MIMO検出に関する一検討
3. 学会等名 電子情報通信学会 総合大会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 高橋拓海, 衣斐信介, 三瓶政一
2. 発表標題 多次元・高多値信号検出のためのビーム-アンテナ領域階層型信念伝搬法に関する一検討
3. 学会等名 電子情報通信学会 無線通信システム研究会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 白瀬大地, 高橋拓海, 衣斐信介, 村岡一志, 石井直人, 三瓶政一
2. 発表標題 有相関・大規模MIMO検出のための深層展開を利用した信念伝搬法の学習最適化に関する一検討
3. 学会等名 電子情報通信学会 無線通信システム研究会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 白瀬大地, 高橋拓海, 衣斐信介, 村岡一志, 石井直人, 三瓶政一
2. 発表標題 大規模MIMO信号検出のための深層展開技術を利用した信念伝搬法に関する一検討
3. 学会等名 電子情報通信学会 無線通信システム研究会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 伊藤賢太, 高橋拓海, 衣斐信介, 三瓶政一
2. 発表標題 非直交パイロットを用いた大規模MIMO検出のためのBIGAMPにおける交互メッセージ初期化に関する一検討
3. 学会等名 電子情報通信学会 総合大会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 越智雄市, 高橋拓海, 衣斐信介, 三瓶政一
2. 発表標題 大規模マルチユーザMIMOのための最適ビーム選択に基づく直交パイロット割当に関する一検討
3. 学会等名 電子情報通信学会 総合大会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 L. Wang, T. Takahashi, S. Ibi, and S. Sampei
2. 発表標題 LUT-based Approximate Message Passing Using Information Bottleneck for Massive MIMO Detection
3. 学会等名 電子情報通信学会 無線通信システム研究会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 土田舜典, 高橋拓海, 衣斐信介, 三瓶政一
2. 発表標題 機械学習を用いた Wi-Fi と BLE の統合フィンガープリントによるマルチユーザ屋内位置推定に関する一検討
3. 学会等名 電子情報通信学会 無線通信システム研究会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 田崎宏大, 高橋拓海, 衣斐信介, 三瓶政一
2. 発表標題 BLEとコンパスセンサを用いたCNN回帰モデルによる屋内位置推定に関する一検討
3. 学会等名 電子情報通信学会 無線通信システム研究会
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 高橋拓海, 衣斐信介, 三瓶政一
2. 発表標題 大規模MIMO信号検出のための確率伝搬法
3. 学会等名 令和元年電気関係学会関西連合大会 (招待講演)
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 高橋拓海, 衣斐信介, 三瓶政一
2. 発表標題 信念伝搬法に基づく過負荷LOS-MIMO信号検出のための部分空間周辺化に関する一検討
3. 学会等名 第42回情報理論とその応用シンポジウム
4. 発表年 2019年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関		
フィンランド	University of Oulu		