# グラントフリー非直交多元接続における高精度な周波数オフセット補償法の 開発

研究代表者 原 郁 紀 東京理科大学 創域理工学部 電気電子情報工学科 助教

### 1 はじめに

近年のモノのインターネット(IoT)の台頭により、世界中の移動無線端末数は増加の一途を辿っており、超多数無線端末が多種多様な通信を行う時代を迎えようとしている。この(超)多数無線端末による多種多様な通信を実現するため、将来の無線通信システムでは、周波数資源の有効利用をしつつ如何に通信遅延の低減と多数同時接続性の向上を両立できるかが重要な課題である[1,2]。既存の無線通信システムでは、無線端末がデータ送信前に基地局からの通信許可(グラント)を取得する手続きが通信遅延につながるという事実に基づき、グラント取得を省略しつつ既知系列を用いた非直交多元接続を行うことで、低遅延性と多数同時接続性を向上させるグラントフリー非直交多元接続(GF-NOMA: Grant-Free Non-Orthogonal Multiple Access)が注目されている[3]。

GF-NOMA ではグラントの取得を省略するため、基地局は(1)アクティブユーザ検出: 送信を行う無線端末 (アクティブ端末)の検出、(2)チャネル推定: 各アクティブ端末-基地局間のチャネル状態情報の推定、(3)マルチユーザ検出: 複数アクティブ端末の送信データの推定、を効率的かつ高精度に行う必要がある。既存研究では、各無線端末-基地局間の時間・周波数が完全に同期している場合において、有効な手法が数多く検討されている。その一方で、Narrowband-IoT のように、コスト面から安価な水晶発振器を具備した無線端末を用いるシステムでは、特に搬送波周波数の同期ずれ、すなわち、搬送波周波数オフセット(CFO: Carrier Frequency Offset)の発生が避けられないと予想されている[4]。CFOは信号に対して位相回転を与えるため、その影響を補償しない場合、アクティブユーザ検出などの精度が著しく劣化してしまう。

この問題に対し、文献[5]では、想定される CFO に伴う位相回転量をグリッド分割し、ブロック座標降下法に基づいてグリッド探索による CFO の補償とアクティブユーザ検出を同時に行う手法を提案している。また、文献[6]や文献[7]はこのグリッド分割を反映した推定モデルを立式し、メッセージ伝播法や最尤推定の枠組みを利用したアクティブユーザ検出法を提案している。しかし、これらの手法において更なる精度向上を図るためには、(超)多数のグリッド分割が必要となり、グリッド分割数の増加に伴って必要な計算量が著しく増加してしまう。

そこで本研究では、CFO 存在下における GF-NOMA のための周波数オフセットの影響を補償しながら高精度なアクティブユーザ検出を行う手法の確立を目的とした。2 年間の活動を通して、主に(1) グリッド分割数の増加を抑えた 2 段階アクティブユーザ検出法、(2) CFO 存在下におけるアクティブユーザ検出に向けたアクティブユーザ数推定法、(3) 独立成分分析(ICA: Independent Component Analysis) と差動位相偏移変調 (DPSK: Differential Phase-Shift Keying) によるグリッドレスな CFO 補償法の提案を行い、各種性能の計算機シミュレーション評価によって、それらの有効性を明らかにした。次章以降に、各検討の結果の要約を示す。

# 2 システムモデル

単一のアンテナを具備するN台のユーザとM本のアンテナを具備した共通の基地局一台からなる GF-NOMA システムを想定する。アクティブユーザ数をK(< N)とし、アクティブユーザの伝送時にユーザのアクティブ 状態およびチャネルは変動しないものとする。また、各ユーザ-基地局間では完全な時間同期を仮定する。このとき、ユーザkの送信信号を $x_k \in \mathbb{C}^{L\times 1}$ 、ユーザk-基地局間のチャネルを $h_k \in \mathbb{C}^{M\times 1}$ とすると、基地局における受信信号は次式で表すことができる。

$$Y = \sum_{k \in \mathcal{A}} \mathbf{h}_k \left( \mathbf{\tau}(\omega_k) \otimes \mathbf{x}_k \right)^{\mathrm{T}} + \mathbf{Z} \in \mathbb{C}^{M \times L}$$
(1)

ここで、Aはアクティブユーザの集合、 $\mathbf{Z} \in \mathbb{C}^{M \times L}$ は各要素が平均 0、分散 $\sigma_z^2$ の円対称複素ガウス分布に従う雑音、 $\otimes$ は要素ごとの積をそれぞれ表す。以降では、 $h_k$ の各要素は平均 0、分散 1 の円対称複素ガウス分布

に従うものとする。また、 $\tau(\omega_k) = \left[1, e^{j\omega_k}, ..., e^{j(L-1)\omega_k}\right]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{C}^{L\times 1}$ は CFO による位相回転を表すベクトルであり、 $\omega_k = 2\pi\epsilon_k$ である。 $\epsilon_k$ は区間 $[-\epsilon_{\max}, \epsilon_{\max}]$ の一様分布に従うものとし、 $\epsilon_{\max}$ は規格などによって定められる最大正規化 CFO を表す。

# 3 提案2段階アクティブユーザ検出法

### 3-1 問題の定式化

提案 2 段階アクティブユーザ検出法では、受信信号Yを転置して整理し、送信信号 $x_k$ を固有な非直交系列 $a_k$ に置き換えた次式の信号モデルを考える。

$$\widetilde{Y} = \sum_{k \in \mathcal{A}} (\tau(\omega_k) \otimes \boldsymbol{a}_k) \boldsymbol{h}_k^{\mathrm{T}} + \widetilde{\boldsymbol{Z}} \in \mathbb{C}^{L \times M}$$
(2)

また、 $[-\epsilon_{\max}, \epsilon_{\max}]$ の範囲内で一様にQ個の正規化 CFO の候補値を用意し、各ユーザの位相回転を考慮したQ個の系列を送信系列の候補とみなして考える。このとき、式(2)を以下のように近似する。

$$\widetilde{\mathbf{Y}} \approx \sum_{k=1}^{N} \sum_{q=1}^{Q} \sqrt{\gamma_{k,q}} \left( \boldsymbol{\tau}(\omega_{k,q}) \otimes \boldsymbol{a}_{k} \right) \boldsymbol{h}_{k}^{\mathrm{T}} + \widetilde{\mathbf{Z}}$$
 (3)

ここで、 $\gamma_{k,q}(\geq 0)$ はユーザkがアクティブか否か、そして、q番目の候補送信系列が送信されている否かを含む変数である。そして、式(3)を以下のように整理する。

$$\widetilde{Y} = P\Gamma^{\frac{1}{2}}H + \widetilde{Z} \tag{4}$$

 $P \in \mathbb{C}^{L \times NQ}$ と $H \in \mathbb{C}^{NQ \times M}$ は候補送信系列、チャネルベクトルを並べた行列であり、 $\Gamma \in \mathbb{R}^{NQ \times NQ}$ は $\gamma_{k,q}$ を並べたベクトル $\gamma \in \mathbb{R}^{NQ \times 1}$ を対角に並べた行列である。

アクティブユーザ推定はベクトル $\gamma$ 、すなわち、 $\gamma_{k,q}$ を推定する問題として捉えることができる。この推定問題は、 $\widetilde{Y}$ の各列が平均 0、共分散行列が $\Sigma = P\Gamma P^H + \sigma_z^2 I \in \mathbb{C}^{L\times L}$ である複素ガウス分布に従うものと仮定すると、次式の最尤推定問題として表現できる。

$$\widehat{\gamma} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{v} \in \mathbb{R}^{NQ \times 1}} \log \det(\mathbf{\Sigma}) + \operatorname{tr}(\mathbf{\Sigma}^{-1} \mathbf{R})$$
(5)

行列 $R \in \mathbb{C}^{L \times L}$ は受信信号 $\widetilde{Y}$ の標本共分散行列であり、 $R = \widetilde{Y}\widetilde{Y}^H/M$ で与えられる。従来法[7]では、この最尤推定問題を座標降下(CD: Coordinate Descent)法に基づいて解く。しかし、推定の精度向上を図るには、Qの値(正規化 CFO の候補数)を大きくする必要がある。

#### 3-2 提案手法の概要

提案手法は、CFO の候補数の増大に頼らずにアクティブユーザ検出の精度を向上させるために、CFO の候補値を更新するステップを挟み、CD 法に基づくアクティブユーザ検出を 2 回実行する。CD 法に基づいてγを推定する手順を Algorithm 1 に示す。

```
Algorithm 1 CD method to estimate \gamma

Input: \tilde{\mathbf{Y}} \in \mathbb{C}^{L \times M}, \mathbf{P} \in \mathbb{C}^{L \times NQ}, \sigma_z^2, T_{\text{CD}}.

1: Initialize \hat{\gamma} = \mathbf{0}_{NQ}, \hat{\mathbf{\Sigma}}^{-1} = \sigma_z^{-2}\mathbf{I}_L

2: for i = 1, 2, ..., T_{\text{CD}} do

3: Randomly select a permutation i_1, i_2, ..., i_{NQ} of the coordinate indices \{1, 2, ..., NQ\} of \hat{\gamma}

4: for n = 1 to NQ do

5: \delta = \max\{\frac{\mathbf{p}_{i_n}^H \hat{\mathbf{\Sigma}}^{-1} \hat{\mathbf{p}}_{i_n}^H \hat{\mathbf{\Sigma}}^{-1} \mathbf{p}_{i_n} - \mathbf{p}_{i_n}^H \hat{\mathbf{\Sigma}}^{-1} \mathbf{p}_{i_n}}{(\mathbf{p}_{i_n}^H \hat{\mathbf{\Sigma}}^{-1} \mathbf{p}_{i_n})^2}, -\hat{\gamma}_{i_n}\}

6: \hat{\gamma}_{i_n} \leftarrow \hat{\gamma}_{i_n} + \delta

7: \hat{\mathbf{\Sigma}}^{-1} \leftarrow \hat{\mathbf{\Sigma}}^{-1} - \delta \frac{\hat{\mathbf{\Sigma}}^{-1} \mathbf{p}_{i_n} \mathbf{p}_{i_n}^H \hat{\mathbf{\Sigma}}^{-1}}{1 + \delta \mathbf{p}_{i_n}^H \hat{\mathbf{\Sigma}}^{-1} \mathbf{p}_{i_n}}

8: end for

9: end for

Output: \hat{\gamma} = [\hat{\gamma}_1, ..., \hat{\gamma}_N]^T
```

Algorithm 1による推定処理を1回行った後の CFO 候補の更新ステップでは、CD 法に基づいて推定した $\gamma$ のうち、ユーザkに対応する要素を抜き出して並べたベクトル $\gamma_k$ のうち 2 つ以上の要素が正であれば、ユーザkの CFO の候補値を更新する。また、 $\gamma_k$ の中で最大となる $\gamma_{k,q}$ に対応する位相 $\theta$ に中心に $[-2\pi\epsilon_{\max}/(Q-1)+\theta]$ の範囲で一様に分割し、 $\omega_k$ のQ個の候補値を用意し、候補送信系列を更新する。 さらに、 $\gamma_k$ の各要素の値を 2 倍する。一方、 $\gamma_k$ のうち 2 つ以上の要素が正とならないユーザに対しては $\gamma_k$ の要素を 0 に初期化する。これらの更新処理を行った後、 $\gamma$ の初期化を行わず、更新した行列を用いて Algorithm 1 による $\gamma$ の再推定を行う。そして、予め定めた閾値よりも大きい $\gamma_{k,q}$ の推定値を持つユーザkをアクティブユーザ、そうではないユーザを非アクティブユーザとして判定する。

### 3-3 シミュレーション結果

最大正規化 CFO  $\epsilon_{max}$  に対する提案法、従来法、CFO を既知とし位相回転を反映した非直交系列を用いて CD 法に基づいてアクティブユーザ検出を行う場合のアクティブユーザ検出精度について比較評価した。基地局のアンテナ数Mを 32、システム内に存在するユーザ数Nを 100、そのうちアクティブユーザ数Kを 25、系列長Lを 20 とした。また、信号対雑音電力比 (SNR: Signal-to-Noise Ratio)を 10dB とし、1 回の CD 法の繰り返し回数 $T_{CD}$ は 10 回とした。CFO の候補数Qは公平性を保つため、計算量が同等となるように提案法では 20、従来法では 40 とした。

図 1 に、見逃し確率 $\alpha$ を固定したときの $\epsilon_{max}$ に対する誤警報確率特性を示す。見逃し確率はアクティブユーザを非アクティブユーザとして誤って判定してしまう確率、誤警報確率は非アクティブユーザをアクティブユーザとして誤って判定してしまう確率である。 $\alpha$ が 0.01、0.001 の 2 通りについて評価した。どの手法においても $\alpha$ が 0.001 の場合に比較して $\alpha$ が 0.01 の場合の方が誤警報確率は小さくなっている。これは見逃し確率と誤警報確率の間にトレードオフの関係があるためである。また、提案法は従来法に比較して、 $\alpha$ が 0.01 の場合は $\epsilon_{max}$ が 0.15、 $\alpha$ が 0.001 の場合は $\epsilon_{max}$ が 0.1 より小さい領域において性能が向上している。これは CFO の候補数の増大よりも、適切に候補を再設定する方が有効であることを示唆している。

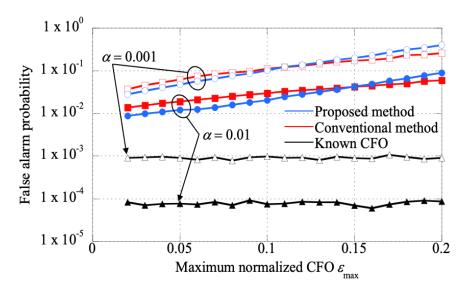


図 1. 最大正規化 CFO  $\epsilon_{max}$  に対する誤警報確率特性

# 4 提案アクティブユーザ数推定法

#### 4-1 提案手法の概要

アクティブユーザ数を推定するにあたり、式(2)において固有な非直交系列 $a_k$ を長さ 2 の全ユーザ共通のパイロット系列 $s=[1,1]^{\mathrm{T}}$ に置き換えた次式の信号モデルを考える。

$$\widetilde{\mathbf{Y}} = \sum_{k \in \mathcal{A}} (\tau(\omega_k) \otimes \mathbf{s}) \mathbf{h}_k^{\mathrm{T}} + \widetilde{\mathbf{Z}} = \sum_{k \in \mathcal{A}} \tau(\omega_k) \mathbf{h}_k^{\mathrm{T}} + \widetilde{\mathbf{Z}}$$
(6)

本研究で提案する 2 つの手法では、式(6)のモデルをもとに、CFO による回転量 $\omega_k$ が与えられた時の受信信号 $\tilde{Y}$ の各列の共分散行列が次式で表されることを活用する。

$$\widetilde{\Sigma} = \sum_{k \in \mathcal{A}} \tau(\omega_k) \tau(\omega_k)^{\mathrm{H}} + \sigma_z^2 \mathbf{I} = \begin{pmatrix} K + \sigma_z^2 & \sum_{k \in \mathcal{A}} e^{-j\omega} \\ \sum_{k \in \mathcal{A}} e^{j\omega} & K + \sigma_z^2 \end{pmatrix}$$
(7)

以降では、2つの提案手法のうち、雑音分散 $\sigma_z^2$ を用いた手法を Eig-sum、 $\sigma_z^2$ を用いない手法を Eig-diff とそれぞれ呼称する。

Eig-sum では、この共分散行列のトレース $\operatorname{tr}(\widetilde{\Sigma})$ が $2(K+\sigma_z^2)$ と等しくなる関係に基づき、受信信号 $\widetilde{Y}$ の標本共分散行列Rのトレースと雑音分散 $\sigma_z^2$ を用いて、アクティブユーザ数Kの推定値 $\widehat{K}$ を得る。

$$\widehat{K} = \frac{\operatorname{tr}(\mathbf{R})}{2} - \sigma_z^2 \tag{8}$$

また、文献[8]と同様に、正規化二乗平均平方根誤差(NRMSE: Normalized Root-Mean-Square Error)特性を解析すると、次式の関係が得られる。

NRMSE = 
$$\frac{1}{K} \sqrt{\frac{K + K(K - 1)\beta^2 + (K + \sigma_z^2)^2}{2M}}$$
 (9)

ここで、 $\beta = \text{sinc}(2\pi\epsilon_{\text{max}})$ であり、区間 $[-2\pi\epsilon_{\text{max}}, 2\pi\epsilon_{\text{max}}]$ の一様分布に従う確率変数 $\omega$ の特性関数 $\mathbb{E}[e^{j\omega}]$ と等価である。

一方、Eig-diff では、共分散行列 $\Sigma$ の固有値 $\Lambda_{max}$ および $\Lambda_{min}$ が以下の式で与えられることを用いる。

$$\Lambda_{\text{max}} = K + \sigma_z^2 + \gamma \tag{10}$$

$$\Lambda_{\min} = K + \sigma_z^2 - \gamma \tag{11}$$

$$\gamma = \sqrt{\left(\sum_{k \in \mathcal{A}} e^{j\omega}\right) \left(\sum_{k \in \mathcal{A}} e^{-j\omega}\right)}$$
 (12)

ここで、式(12)のyについて、Kが十分大きい場合を考えると、次のように近似できる。

$$\gamma = K \sqrt{\left(\frac{1}{K} \sum_{k \in \mathcal{A}} e^{j\omega}\right) \left(\frac{1}{K} \sum_{k \in \mathcal{A}} e^{-j\omega}\right)} \approx K \sqrt{\mathbb{E}[e^{j\omega}] \mathbb{E}[e^{-j\omega}]}$$
(13)

さらに、 $\mathbb{E}[e^{j\omega}] = \mathbb{E}[e^{-j\omega}] = \operatorname{sinc}(2\pi\epsilon_{\max})$ より、 $\gamma \approx K|\operatorname{sinc}(2\pi\epsilon_{\max})|$ が得られる。

以上を踏まえて、 $\mathrm{Eig}$ -diff では、受信信号 $\widetilde{Y}$ の標本共分散行列Rの固有値 $\lambda_{\mathrm{max}}$ および $\lambda_{\mathrm{min}}$ を用いた次式によって、アクティブユーザ数Kの推定値 $\widehat{K}$ を得る。

$$\widehat{K} = \frac{\lambda_{\text{max}} - \lambda_{\text{min}}}{2|\text{sinc}(2\pi\epsilon_{\text{max}})|} \tag{14}$$

# 4-2 シミュレーション結果

最大正規化 CFO  $\epsilon_{max}$  に対するアクティブユーザ数Kの推定精度について比較評価した。システム内に存在するユーザ数Nを 100、そのうちアクティブユーザ数Kを 25、SNR を 10dB とした。以降では、文献[8]の従来法を  $\Omega$ 0rthogonal、文献[9]の従来法を  $\Omega$ 0rthogonal  $\Omega$ 0rthogonal

図 2 に、基地局のアンテナ数Mを 32、128 とした場合の最大正規化 CFO  $\epsilon_{max}$  に対する NRMSE 特性を示す。また、式(9)で与えられる Eig-sum の理論的特性を theory として示している。図 2 より、いずれの場合も Eig-sum が最も優れた推定精度を達成する一方、文献[8]の手法が最も推定精度が悪くなっていることがわかる。また、Eig-sum のシミュレーション値と理論値がほぼ一致しており、 $\epsilon_{max}$ の増加に伴い、Eig-sum の推定精度が良くなっている。これは、 $\epsilon_{max}$ の増加に伴って、式(9)に含まれる $\beta$ の値が 0 に漸近し、推定誤差が小さくなるためだと考えられる。さらに、Eig-diff はM =128 のとき、文献[9]の手法よりも優れた特性を示している。この利得は、受信信号の共分散行列を考える上で、CFO による影響を考慮したことで生じたものと考えられる。

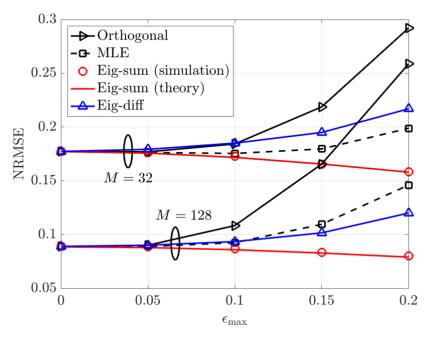


図 2. 最大正規化 CFO  $\epsilon_{max}$  に対する RMSE 特性

### 5 独立成分分析と差動位相偏移変調によるグリッドレス CFO 補償法

#### 5-1 提案手法の概要

文献[10]の従来手法に基づき、式(1)において、送信信号 $x_k$ は長さ 2 の全ユーザで共通のパイロット系列  $s=[1,-1]^{\rm T}$ 、ユーザk自身に紐づいた誤り訂正符号化された ID 系列、情報ビットを誤り訂正符号化したデータ系列で構成される状況を想定する。従来手法では、ID 系列およびデータ系列に対して二値位相偏移変調を施すが、提案手法では二値 DPSK を施す。

提案手法では、まず BS は共通パイロットsに対応する受信信号を用い、4-1 節で述べた Eig-sum を用いて アクティブユーザ数kの推定値kを得る。その後、従来手法と同様に $N_s$ 個の ICA 分類器を用いて、アクティブユーザ検出等を行う。ただし、r番目の ICA 分類器の出力値のk行目 $f_k^r \in \mathbb{C}^{1 \times L}$ に対し、CFO による位相回転を 補償する処理を行う。ここで、 $f_k^r$ のn番目の要素を $f_k^r$ [n]とすると、一つ前の要素との位相差に関して、理想 的には次式の関係が得られる。

$$d_k^r[n] = f_k^r[n](f_k^r[n-1])^* = e^{j2\pi\epsilon_k} x_k[n] x_k^*[n-1]$$
(15)

ここで、 $x_k[n]$ は送信信号 $x_k$ のn番目の要素を表しており、ICAによって生じる推定誤差成分は省略している。式(15)および $x_k[n] \in \{1,-1\}$ より、次式によって $\epsilon_k$ の推定値を得る。

$$\hat{\epsilon}_k = \frac{1}{4\pi} \arg \left[ \frac{1}{L-1} \sum_{n=1}^{L-1} (d_k^r[n])^2 \right]$$
 (16)

この推定値を用いて $d_k^r[n]$ に含まれる CFO による位相回転量を補償したのちに、符号 ID 部の復号およびデータ部の対数尤度比(LLR: Log-Likelihood Ratio)の計算を行う。この符号 ID 部の復号結果がr番目の ICA 分類器における推定アクティブユーザとなる。 $N_s$ 個の ICA 分類器における符号 ID 部の復号結果を結合し、最終的な推定アクティブユーザを得る。そして、最終的に得た推定アクティブユーザごとに対応するデータ部の LLR を合成し、復号することで情報ビットを推定する。

### 5-2 シミュレーション結果

図3に、SNRに対するビット誤り率(BER)および見逃し確率(MDP)特性を示す。ただし、正しく検出されなかったアクティブユーザの情報ビットは全て誤りとしてビット誤り率を算出した。本評価では、ユーザ数N

を 128、アクティブユーザ数Kを 6、ICA 分類器数 $N_s$ を 10、情報ビット数を 660、最大正規化 CFO  $\epsilon_{max}$ を 0.15、ICA の繰り返し回数を 10 回とした。また、符号化 ID 部とデータ部の誤り訂正符号化にはそれぞれ (15,7) BCH 符号と符号化率 1/3 の LDPC 符号を用い、sum-product 復号の繰り返し回数を 20 回とした。図 3 より、提案 手法は従来手法よりも優れた特性を示している。これは、提案手法により CFO に伴う位相回転を適切に補償 することができ、符号化 ID 部およびデータ部の復号特性が向上したためだと考えられる。

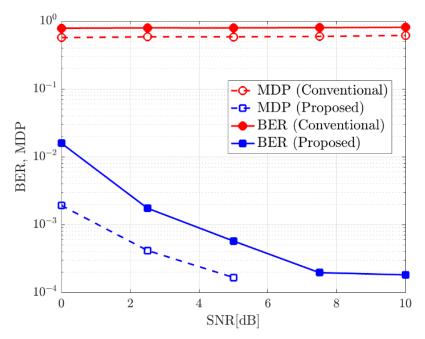


図3. SNR に対するビット誤り率・見逃し確率特性

### 6 おわりに

本研究では、CFO 存在下における GF-NOMA のための周波数オフセットの影響を補償しながら高精度なアクティブユーザ検出を行う手法を検討し、主要技術として、(1) グリッド分割数の増加を抑えた 2 段階アクティブユーザ検出法、(2) CFO 存在下におけるアクティブユーザ数推定法、(3) ICA と DPSK の活用によるグリッドレスな CFO 補償法、をそれぞれ提案した。計算機シミュレーション結果より、各提案手法は CFO 存在下において既存手法よりも優れた推定精度を達成できることを示した。

# 【参考文献】

- [1] Y. Wu et al., "Massive access for future wireless communication systems," IEEE Wireless Commun., vol. 27, no. 4, pp. 148–156, Aug. 2020.
- [2] X. Chen et al., "Massive access for 5G and beyond," IEEE J. Sel. Areas Commun., vol. 39, no. 3, pp. 615–637, Mar. 2021.
- [3] M. B. Shahab et al., "Grant-free non-orthogonal multiple access for IoT: A survey," IEEE Commun. Surveys Tuts., vol. 22, no. 3, pp. 1805–1838, 3rd Quart. 2020.
- [4] J. Xu et al., "Narrowband Internet of Things: Evolutions, technologies, and open issues," IEEE Internet Things J., vol. 5, no. 3, pp. 1449–1462, Jun. 2018.
- [5] Y. Li et al., "Activity detection for massive connectivity under frequency offsets via first-order algorithms," IEEE Trans. Wireless Commun., vol. 18, no. 3, pp. 1988–2002, Mar. 2019.
- [6] G. Sun et al., "Massive grant-free OFDMA with timing and frequency offsets," IEEE Trans. Wireless Commun., vol. 21, no. 5, pp. 3365–1838, May 2022.

- [7] W. Liu et al., "MLE-based device activity detection for grant-free massive access under frequency offsets," in Proc. IEEE Int. Conf. Commun., Seoul, Korea, May 2022.
- [8] H. Han et al., "A grant-free random access scheme for M2M communication in massive MIMO systems," IEEE Internet Things J., vol. 7, no. 4, pp. 3602–1462, Apr. 2020.
- [9] M. Zhu et al., "Rethinking grant-free protocol in mMTC," in Proc. IEEE Global Commun. Conf., Cape Town, South Africa, Dec. 2024.
- [10] Z. Zhang et al., "Exploiting classifier diversity for efficient grant-free random access," in Proc. IEEE Int. Conf. Commun., Seoul, Korea, May 2022.

# 〈発表資料〉

題 名	掲載誌・学会名等	発表年月
Completely-Blind Efficient Receiver for Asynchronous Massive Grant-Free NOMA	IEEE Communication Theory Workshop2023	2023年7月
搬送波周波数オフセット存在下におけるグラントフリーNOMAのための2段階アクティブユーザ検出に関する検討	電子情報通信学会総合大会	2024年3月
搬送波周波数オフセット存在下のグラント フリーアクセスのための共通パイロット系 列を用いたアクティブユーザ数推定に関す る一検討	電子情報通信学会技術研究報告・ 無線通信システム(RCS)研究会	2024年8月
搬送波周波数オフセット存在下のグラント フリーアクセスにおける短パイロットに基 づくアクティブユーザ数推定	第 47 回情報理論とその応用シンポ ジウム	2024年12月
Eigenvalue-Based Active User Enumeration for Grant-Free Access Under Carrier Frequency Offsets	IEEE Wireless Communications Letters	2025 年 4 月
独立成分分析を用いたグラントフリーアク セスにおける差動位相偏移変調に基づく搬 送波周波数オフセット補償法	電子情報通信学会ソサイエティ大会	2025年9月 (予定)