

# 特別研究報告

題目

位置情報を利用した能動推論による  
基地局間連携ビームフォーミング手法の提案と評価

指導教員

村田 正幸 教授

報告者

山田 翔太

2024年2月7日

大阪大学 基礎工学部 情報科学科

## 内容梗概

近年、より大容量な無線通信を実現する 5G の達成に向けて、従来使用していた電波の周波数より高い電波の活用が進んでいる。しかし、周波数の高い電波は、雨による減衰や空気中の粒子による吸収などの影響を受けやすく、電波の電力が大きく低下するという課題がある。この課題に対して、一つの基地局に、多数のアンテナを配置したアンテナアレイを搭載する、Massive MIMO を用いたビームフォーミングが有効である。ビームフォーミングでは、電波が伝搬経路上で受ける影響を表すチャネル行列を推定し、それをもとに各アンテナから送信される電波の振幅と位相を操作することによって、通信相手の端末へ高い指向性をもった電波を送信することができる。これによって、周波数の高い電波を用いた通信においても、高い通信品質を得ることが期待できる。

しかし、チャネル行列は、通信環境の変動によって変化する。よって、ビームフォーミングによって安定した通信を提供するためには、チャネル行列の推定をリアルタイムに精度良く行う必要がある。そこで、我々の研究グループでは、脳の推論方法に関する理論である自由エネルギー原理を基盤とする能動推論を用いたビームフォーミングについて研究している。自由エネルギー原理によると、能動推論では、必要な情報の収集や目標に直接近づく行動の中から、最終的な目標達成に向けて最も有効だと考えられる行動を推定し、実行するとされている。これをビームフォーミングに応用することで、チャネル行列を推定するための行動とスループットを高めるための行動を適切に選択し、環境変動に即座に適応可能な、安定した通信の実現が期待できる。また、モバイル端末と基地局間のチャネル行列は、モバイル端末の位置の影響を強く受ける。よって、モバイル端末の位置情報をビームフォーミングに用いることにより、チャネル行列の推測の精度が向上し、それによってビームフォーミングの性能が向上することが期待される。

本報告では、PRS (Position Reference Signal) の送受信によって測定されるモバイル端末の位置情報を利用した能動推論によるビームフォーミング手法を提案する。PRS による位置情報の取得をすると、より精度の高いチャネル行列の推測が期待できる反面、取得時に通信のスループットが低下するというコストを伴うため、本手法では、位置情報を取得するか否かについても能動推論で決定する。

本手法の評価のために、DeepMIMO を用いて、現実に近い環境でのシミュレーションを実行し、本手法と、位置情報を利用しない能動推論を用いた手法と、常に位置情報を利用する能動推論を用いた手法を比較した。その結果、歩行者、車の速度でそれぞれ移動する端末に対して、本手法がいずれの比較対象よりも高いスループットを頻繁に達成することを確認した。これにより、能動推論において、位置情報を利用することによってビームフォーミングの性能が向上することと、位置情報の取得を能動推論によって決定することでビームフォーミングの性能を維持しつつ PRS 送受信のコストを抑制できることを明らかにした。

## 主な用語

無線通信

ビームフォーミング

自由エネルギー原理

能動推論

## 目次

<b>1</b>	<b>はじめに</b>	<b>6</b>
<b>2</b>	<b>関連研究</b>	<b>8</b>
2.1	ビームフォーミング	8
2.1.1	Massive MIMO によるビームフォーミング	8
2.1.2	基地局間連携ビームフォーミング手法	8
2.1.3	位置情報を利用したビームフォーミング手法	9
2.2	電波を利用した位置情報の取得方法	9
2.3	自由エネルギー原理	10
<b>3</b>	<b>位置情報を利用した能動推論による基地局間連携ビームフォーミング手法</b>	<b>11</b>
3.1	基地局間連携ビームフォーミングの全体像	11
3.2	基地局における能動推論	11
3.2.1	環境から取得する情報	12
3.2.2	環境に対して行う行動	12
3.2.3	基地局の選好	13
3.3	基地局間の連携	13
<b>4</b>	<b>提案手法の評価</b>	<b>14</b>
4.1	評価環境	14
4.1.1	評価に用いるシナリオ	14
4.1.2	DeepMIMO の設定	15
4.1.3	歩行者を想定したモバイル端末の移動パターン	17
4.1.4	車を想定したモバイル端末の移動パターン	18
4.2	提案手法におけるパラメータの影響	19
4.3	実行結果	20
4.3.1	歩行者を想定したシミュレーションの結果	20
4.3.2	車を想定したシミュレーションの結果	23
<b>5</b>	<b>おわりに</b>	<b>25</b>
	謝辞	26
	参考文献	27

## 図目次

1	能動推論の概念図 . . . . .	11
2	O1 Scenario 平面図 ( [1] より引用) . . . . .	14
3	O1 Scenario 鳥瞰図 ( [1] より引用) . . . . .	15
4	モバイル端末の移動可能範囲 . . . . .	17
5	モバイル端末の移動可能範囲 . . . . .	18
6	位置情報を利用しない場合とのスループットの累積分布の比較 . . . . .	20
7	位置情報の取得頻度とスループット . . . . .	21
8	位置情報を常に取得する場合とのスループットの累積分布の比較 . . . . .	22
9	位置情報を利用しない場合とのスループットの累積分布の比較 . . . . .	23
10	位置情報の取得頻度とスループット . . . . .	23
11	位置情報を常に取得する場合とのスループットの累積分布の比較 . . . . .	24

## 表 目 次

1	DeepMIMO の主なパラメータ . . . . .	16
2	提案手法のパラメータ . . . . .	19

## 1 はじめに

近年、より大容量な無線通信を実現する 5G の達成に向けて、従来使用していた電波の周波数より高い電波の活用が進んでいる。例えば、5G で活用されているミリ波の周波数帯は、30GHz から 300GHz と非常に高く、ミリ波を利用することによって大容量な通信が実現可能となる [2]。しかし、ミリ波のように周波数の高い電波は、雨による減衰や空気中の粒子による吸収などの影響を受けやすく、電波の電力が大きく低下するという課題がある [3]。

この課題を解決する方法として、Massive MIMO の利用が挙げられる。Massive MIMO は、一つの基地局に複数のアンテナを配置したアンテナアレイを用いて通信を行う方法である。それぞれのアンテナから送信される電波の振幅や位相を調整することで、電波の指向性を操作することができる [2]。電波の指向性を選択することをビームフォーミングといい、通信を行うモバイル端末に向けてビームフォーミングを行うことで、高い通信品質を得ることができる [2]。

無線通信において、空間中の電波は、伝播経路上の物体などによって影響を受ける。この影響を表したものをチャンネル行列といい、ビームフォーミングでは、基地局とモバイル端末の間のチャンネル行列を推測することで、適切なビームを選択している。

スマートフォンをはじめとするモバイル端末は、使用者の移動によって常に移動している。位置の変化によって電波の伝搬経路が変化するため、チャンネル行列も変化する。また、セルの境界付近では、複数の基地局から受信する電波による干渉状況の変化もある。よって、安定性のある通信を実現するためには、リアルタイムで精度の高いビームフォーミングが必要である。

我々の研究グループでは、自由エネルギー原理を基盤とする能動推論を用いることで、ビームフォーミングを行う研究を行っている。自由エネルギー原理によると、脳は環境から逐次得られる情報をもとに環境の状態を推論し、推論した状態が目標より大きく離れる場合には、行動によって環境に影響を与える。このように、推論と行動の両方を活用することで、目標を達成するとされている [4]。また、目標達成のためには、適切な行動を選択する手がかりとなる情報を入手する必要がある。自由エネルギー原理では、情報利得と目標達成の二つの要素によって最小化される期待自由エネルギーを指標にすることにより、必要な情報の収集や目標に直接近づく行動の中から、最終的な目標達成に向けて最も有効だと考えられる行動を推定し、実行するとされている [5]。

ビームフォーミングにおいても、選んだビームによって取得可能なチャンネル行列の情報が変化するといった、行動と環境の変化がある。そこで、自由エネルギー原理をもとにした能動推論をビームフォーミングに応用することで、基地局とモバイル端末間のチャンネル行列の変化に応じて自律的に行動を変化させ、環境の変動に対して早い段階でより適切なビームへ

の修正が期待される。

チャンネル行列の推定は，端末からフィードバックされる電波強度のみを利用した推定が主流であるが，前述の通り，モバイル端末の位置はビームフォーミングにおけるチャンネル行列に強く影響する．このため，位置情報を利用することで，チャンネル行列の推定精度の向上や，適切なビーム選択の助けとなる．文献 [6] では，位置情報を用いることで，効率的なビームフォーミングを実現する研究がなされている．

そこで，能動推論によるビームフォーミングにおいても，推論を行うエージェントがモバイル端末の位置情報を観測することにより，環境の変化をより早く認識し，ビームフォーミングの精度が向上することが期待される．

無線通信によって位置情報を得る方法として，基地局とモバイル端末間で信号 PRS (Position Reference Signal) を送受信し，その遅延をもとにモバイル端末の位置を計算するというものがある [7]．この方法によって位置情報を取得する際，一部の通信リソースを PRS のやりとりに使用するため，通信のスループットが低下する．つまり，位置情報を頻繁に取得すると，情報が得られることによってビームフォーミングの精度が上がるのが期待される反面，頻繁に位置情報の取得によるスループット低下が発生するというトレードオフの関係がある．このトレードオフの関係の中で適切なビームフォーミングを行うために，位置情報を取得するか否かについても能動推論によって決定することが考えられる．

本報告では，電波強度と，モバイル端末の位置情報を取得し，ビームの形状と，次ステップでの位置情報の取得の有無を決定する能動推論を考え，それによって，高い伝送レートを目指したビームフォーミングの手法を提案する．そして，このビームフォーミングのシミュレーションを，DeepMIMO [1] によって生成された，実際の屋外環境に近いチャンネル行列を参照して行うことで，より現実に近い結果を得る．この結果から，能動推論に位置情報を利用することと，位置情報の取得を能動推論によって決定することの有効性を明らかにする．

## 2 関連研究

### 2.1 ビームフォーミング

#### 2.1.1 Massive MIMO によるビームフォーミング

文献 [2] では、ミリ波のような大きい周波数の電波を用いることの課題と、それを克服するための Massive MIMO の利用について論じられている。

ミリ波のような大きい周波数の電波は、伝播中の物体との衝突などにより、その電力が大きく低下する性質がある [3]。これによる電力の低下を防いで無線通信を行うために、Massive MIMO の利用が効果的であるとされている。Massive MIMO は、一つの基地局に多数のアンテナを配置することで、多数の端末への通信や、信号処理による効率の良い情報送信を可能にする技術である。Massive MIMO では、情報を送信する前に、ビームフォーミングと呼ばれる信号処理を行うことで、電波の指向性を高め、伝播中の電波の損失を抑えることが期待できる。

電波の伝播中の影響を表したものをチャンネル行列と呼び  $H$  で表す。Massive MIMO を用いた基地局のそれぞれのアンテナから送信する信号をベクトルで表したものを  $\mathbf{x}$ 、受信端末のそれぞれのアンテナで受信する信号をベクトルで表したものを  $\mathbf{y}$ 、送信電力を  $p_d$ 、ノイズを  $\mathbf{n}$  とすると、以下の関係が成り立つ。

$$\mathbf{y} = \sqrt{p_d} H \mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (1)$$

チャンネル行列  $H$  の影響を抑えるためには、送りたいデータ  $\mathbf{s}$  に対し、適切な行列  $W$  をかけて、それを送信する信号  $\mathbf{x} (= W\mathbf{s})$  とする必要がある。

チャンネル行列を通信端末が正確に把握できるのならば、チャンネル行列に対応した信号処理を行うことができる。例えば、ZF (Zero forcing) という技術では、チャンネル行列の擬似逆行列  $H^H (H H^H)^{-1}$  を  $W$  とすることで、チャンネル行列の影響を消滅させることができる。しかしながら、アンテナ数が多い Massive MIMO では、正確なチャンネル行列を取得することが困難である。ゆえに、チャンネル行列が容易に推定できない中で、どのようにして適切な処理を決定するかが Massive MIMO を利用する上で一つの課題となっている。

#### 2.1.2 基地局間連携ビームフォーミング手法

各基地局のセルの境界付近に位置する端末が受け取る電波は、複数の基地局による電波が干渉したものになるため、電力が低下し、スループットの低下を招く。これを解決するために、基地局間で連携を取りながらビームフォーミングを行うことが考えられている。

文献 [8] では、連携の手法の種類として、CS/CB (Coordinated scheduling and coordinated beamforming), JT (Joint Transmission), TPS (TP selection) を挙げている。CS/CB は、複数の基地局による干渉の影響が少なくなるように協調してビームフォーミングを行う手法であり、JT は複数の基地局が同じデータを送信することにより、強め合うことでスループットの増加を図る手法である。また、TPS は、データを送信する基地局を、チャンネルの状態に応じて動的に決定する手法である。

このように、干渉を避けたり、利用したりすることによって、複数の基地局がかかわるビームフォーミングの性能を向上させることができる。一方、連携を実現するためには、連携するすべての基地局についてのチャンネル行列が必要となり、連携の際にも、チャンネル行列の推定が課題となる。

### 2.1.3 位置情報を利用したビームフォーミング手法

文献 [6] では、位置情報を利用したビームフォーミング手法が提案されている。この手法では、位置、ビーム形状、受信電力を記録し、また足りないデータは補完アルゴリズムを実行することでデータベースを作成し、それを参照することでいくつかのビームの候補を選定する。その後、候補を総当たりして適切なビームを決定するという手法を取ることで、効率良く適したビーム形状を決定できる。

このように、ビームフォーミングを行う際、位置情報を利用することでビームを決定する手がかりが増えて、より性能の高いビームフォーミングを実現することが期待される。

## 2.2 電波を利用した位置情報の取得方法

位置情報をビームフォーミングに利用する際、その位置情報の取得方法を決める必要がある。文献 [7] では、基地局とモバイル端末間での信号の送受信を通して得られる、遅延や電波の放射角度・受信角度から端末の位置を測定する方法について論じられている。また、3GPP Release16 で、位置情報を測定するための信号として PRS (Position Reference Signal) が標準化されている。

位置情報を取得する他の方法として、衛星との通信を利用した GNSS (Global Navigation Satellite Systems) が挙げられる。しかし、GNSS は、衛星との通信が困難な屋内で位置情報を取得することができないという短所がある [9]。一方、位置情報の取得に基地局との通信を用いることによって、屋内でも位置情報が取得できる。本報告では通信可能な端末についての位置情報が確実に手に入る、基地局との通信を利用した位置情報を利用する。

PRSによって取得する位置情報の誤差については、文献 [10] にてシミュレーションでの検証が行われており、電波の周波数や OFDM のサブキャリア間隔によって精度は変わるものの、28GHz の場合ではおよそ 1~2m の二乗平均平方根誤差であるとされている。

### 2.3 自由エネルギー原理

文献 [4,5] では、自由エネルギー原理による、脳の能動推論について論じられている。自由エネルギー原理では、脳は環境の状態の推論と、環境に対する行動をともに用いることで、目的の達成をするとされている。

脳は、環境の状態  $s$  を把握するために、環境から得られる観測値  $o$  を用いて推論を行うことができる。自由エネルギー原理では、変分ベイズ推論によって環境の状態  $s$  の事後分布  $P(s|o, \pi)$  を推論した結果として、事後信念  $Q(s|o, \pi)$  を得るとされる。

また、脳は能動的に行動を起こすことによって、環境そのものを変化させることができる。自由エネルギー原理では、最終的な目標達成のために、適切なポリシー  $\pi$  を決定し、それに基づいた行動を実行することで環境に変化を与えるとされる。ポリシーとは、脳がとることができる行動の系列である。適切なポリシーの決定は、以下で表現される期待自由エネルギー  $G_\pi$  の値を最小化するよう  $\pi$  を選択することで達成できるとされる。

$$\begin{aligned} G_\pi &= -E_{Q(o|\pi)}[\ln P(s|o, \pi) - \ln Q(s|\pi)] - E_{Q(o|\pi)}[\ln P(o|\pi)] \\ &\approx -E_{Q(o|\pi)}[\ln Q(s|o, \pi) - \ln Q(s|\pi)] - E_{Q(o|\pi)}[\ln P(o|C)] \end{aligned} \quad (2)$$

(2) 式右辺の各項は、それぞれ異なる価値と対応している。まず、第一項は、観測値を得ることによって信念の不確実性を減らすという情報利得に対応している。次に、第二項は、観測値の分布が、脳が観測値について好ましいと考える選好  $C$  に近づく、つまり目的の達成という実利的な価値に対応している。

このように、自由エネルギー原理では、情報利得と実利的な価値という二つの価値をともに考慮しながら適する行動を選択することで、将来の目的達成に近づいていくとされている。

### 3 位置情報を利用した能動推論による基地局間連携ビームフォーミング手法

#### 3.1 基地局間連携ビームフォーミングの全体像

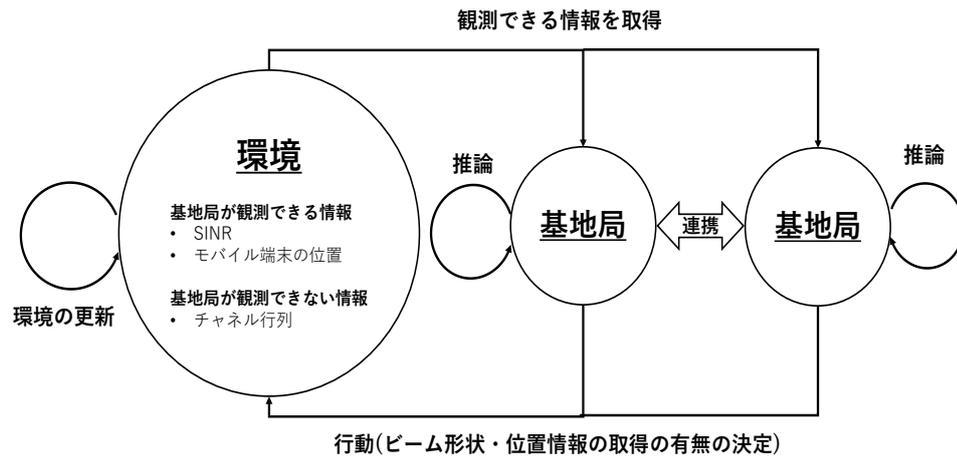


図 1: 能動推論の概念図

ビームフォーミングでは、基地局が適切なビームの形状を決定することにより行われる。本報告では基地局を能動推論を行うエージェントとして定義し、基地局は入力された情報を元に推論を行い、その結果に基づいて行動を行う。

能動推論の流れは以下の通りである。

1. モバイル端末との通信における SINR と、前ステップで取得を決定しているならばモバイル端末の位置情報を取得する。
2. 取得した情報を用いてチャンネル行列を推論する。
3. 推論結果から、次ステップにおけるビーム形状と、位置情報の取得の有無を決定する。

#### 3.2 基地局における能動推論

基地局は定期的に能動推論を行う。能動推論の周期は環境の変化の速さに対して適切に設定する必要がある。本報告で用いた推論周期は 4 章に記載する。

基地局が観測する情報の種類と、行動の内容、基地局の選好、基地局間の連携方法の詳細は以下の通りである。

### 3.2.1 環境から取得する情報

基地局は、以下の情報を毎ステップ観測する。

**SINR (Signal to Interference & Noise Ratio)** SINR は、受信信号における、干渉電波とノイズに対する信号の強度の比であり、SINR の値から、以下の計算式によって伝送レート  $C$  を計算することができる [2].

$$C = B \log_2(1 + \text{SINR}) \quad (B : \text{帯域幅}) \quad (3)$$

モバイル端末との通信における SINR を、単位をデシベルに変換したのち離散化した値  $o_{\text{SINR}}$  を、基地局は観測する。

位置情報を取得するステップでは、位置情報取得のための信号のやり取りのため、OFDM のサブキャリアのシンボル 1 つ分が通信に使えなくなる。そのため、サブキャリアのシンボル数を 14 としたとき、位置情報取得時の伝送レートが最悪  $\frac{13}{14}$  に低下する。このことを再現するために、位置情報を取得する際は次のように SINR を補正する。まず、SINR から (3) 式によって伝送レート  $C$  を計算する。次に、 $C' = \frac{13}{14}C$  を求め、以下の式により、補正後の SINR である  $\text{SINR}'$  を計算する。

$$\text{SINR}' = 2^{\frac{C'}{B}} - 1 \quad (4)$$

このように補正して求まる  $\text{SINR}'$  をもとにした値  $o_{\text{SINR}'}$  を観測するものとする。

**モバイル端末の位置情報** 位置情報を取得することが決定された場合、基地局からモバイル端末までの角度と距離の組を離散化したものを、観測値として取得する。

また、位置情報を取得しない場合は、直近で取得した位置情報を観測し続けるものとする。位置情報を初めて取得するまでは、位置情報がないことを表す特殊な情報を観測するものとする。

### 3.2.2 環境に対して行う行動

基地局は、以下の行動を決定する。

**ビームの形状** ビームの形状を電力と位相の組を決定することで指定する。ここで指定された形状のビームを用いて次のステップの通信を行う。

位相を指定する行列  $W$  は、文献 [11] より、次のように定義される  $W_n (n = 1, 2, 3, 4)$  の中から選択する。

$$W_n = \frac{1}{2} \left( \exp(i0(n-1)), \exp\left(i\frac{\pi}{2}(n-1)\right), \exp(i\pi(n-1)), \exp\left(i\frac{3\pi}{2}(n-1)\right) \right) \quad (5)$$

また、電力  $p_d$  は、 $-70\text{dBm}$ ,  $-35\text{dBm}$ ,  $0\text{dBm}$ ,  $35\text{dBm}$ ,  $70\text{dBm}$  の5段階から選択する。

**次ステップにおける位置情報の取得の有無** 次ステップで基地局が位置情報を取得するか否かを決定する。

### 3.2.3 基地局の選好

基地局は、補正後に観測する SINR の値が最大になることを目標とする。ゆえに、

$$P(o_{\text{SINR}}|C) \propto \exp(o_{\text{SINR}}) \quad (6)$$

となるように選好  $C$  を設定する。一方、モバイル端末の位置に優劣はないため、位置情報については選好の差を与えない。

## 3.3 基地局間の連携

基地局間の連携を行うためのエージェントを新たに置き、 $T$  ステップ毎に、このエージェントが推論を行うことで連携を達成する。

このエージェントは、推論の際に、SINR(dB) の離散値と、各基地局  $i$  が推論した状態  $Q(s_i)$  を観測する。このエージェントが観測する SINR には、位置情報取得による補正を行わない。これは、このエージェントは各基地局が位置情報を取得しているかを観測しないため、補正を行うと観測値に補正がかかっているか否かをエージェントが判別できないからである。

これらの観測値と、各基地局と同様の選好のもとでチャンネル状態  $S = (s_1, \dots)$  を推論する。そして、各基地局  $i$  は、そのエージェントが推論した結果を、推論における事前信念  $P(s_i)$  とする。このようにすることで、各基地局は全体の情報を考慮したチャンネル状態を目標として動作し、基地局間の連携が実現される。

## 4 提案手法の評価

### 4.1 評価環境

本報告では、より現実に近い環境でのシミュレーションを実現するために、DeepMIMO [1] を利用する。

DeepMIMO は、あらかじめ準備されているシナリオについて、レイトレーシングシミュレーションによるシナリオ毎の各地点のチャネル行列を学習して再現するツールである [12]。

#### 4.1.1 評価に用いるシナリオ

本報告では、O1 Scenario を使用しシミュレーションを行う。O1 Scenario は、図 2, 図 3 で表されるように、建物・道路・基地局を配置したものである。周波数は 28GHz 帯とする。



図 2: O1 Scenario 平面図 ( [1] より引用)

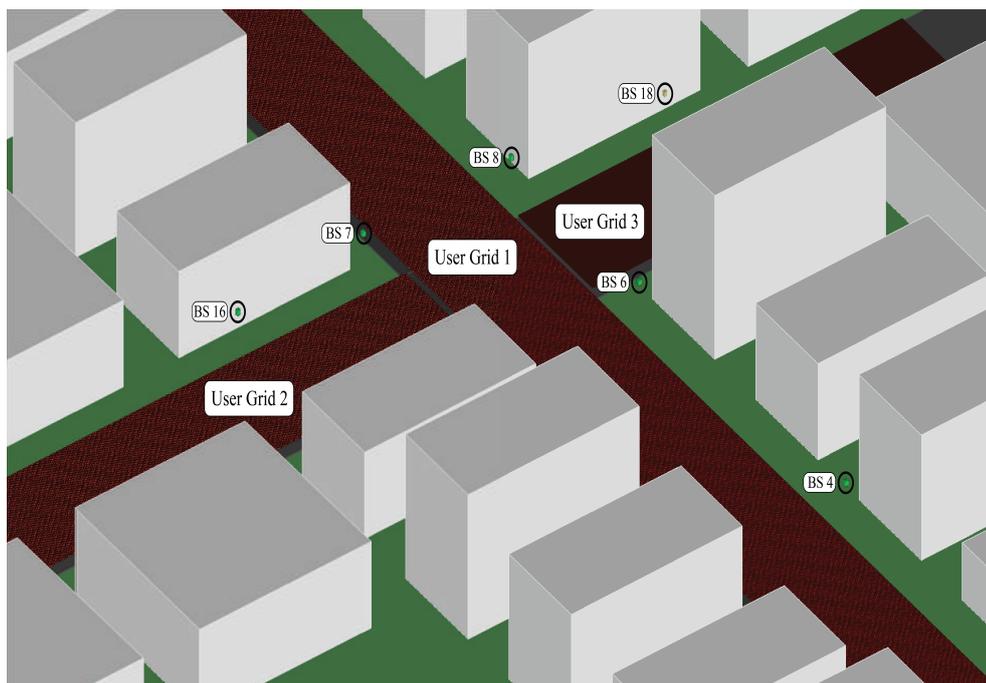


図 3: O1 Scenario 鳥瞰図 ( [1] より引用)

図 2 をもとにシナリオの詳細を説明する。

- "User Grid"と名付けられた3つの茶色の長方形で表される道路上をモバイル端末が移動し、その各地点でのチャネル行列を取得できる。
- "BS"と名付けられた黒い丸が、基地局が設置されている位置である。本報告では、このうち2つの基地局 (BS4,BS9) のみを起動してシミュレーションを行う。
- 白い四角で表されているのは建物であり、内部に記された数値は建物の高さである。
  - 正方形で表されている建物の寸法は、60m×60m である。
  - 長方形で表されている建物の寸法は、30m×60m である。

#### 4.1.2 DeepMIMO の設定

DeepMIMO では、アンテナや OFDM などの設定を、パラメータを指定することで行うことができる。表 1 は、本報告でデータセットを生成する際の、DeepMIMO の主なパラメータである。

表 1: DeepMIMO の主なパラメータ

パラメータ	説明	値
params.num_ant_BS	基地局のアンテナ数. $[x, y, z]$ の形で指定され, 各次元の長さが $x, y, z$ の直方体の形状にアンテナが並ぶ.	[1, 2, 2]
params.num_ant_UE	モバイル端末のアンテナ数. params.num_ant_BS と同様の形式で指定する.	[1, 1, 1]
params.ant_spacing_BS	基地局のアンテナ間隔	半波長
params.bandwidth	帯域幅	0.4GHz
params.num_OFDM	OFDM サブキャリアの総数	6666
params.OFDM_sampling_factor	いくつごとにサブキャリアをサンプリングするか	1
params.OFDM_limit	考慮するサブキャリアの個数	1

28GHz 帯でのシミュレーションを行うため, 文献 [13] を参考に, 帯域幅は 0.4GHz とした. また, サブキャリア間隔を 60kHz と仮定し, 6666 個の OFDM サブキャリアがあるものとした. また, 本報告ではサブキャリアの割り当ては考えないので, 考慮するサブキャリアは 1 つとした.

#### 4.1.3 歩行者を想定したモバイル端末の移動パターン

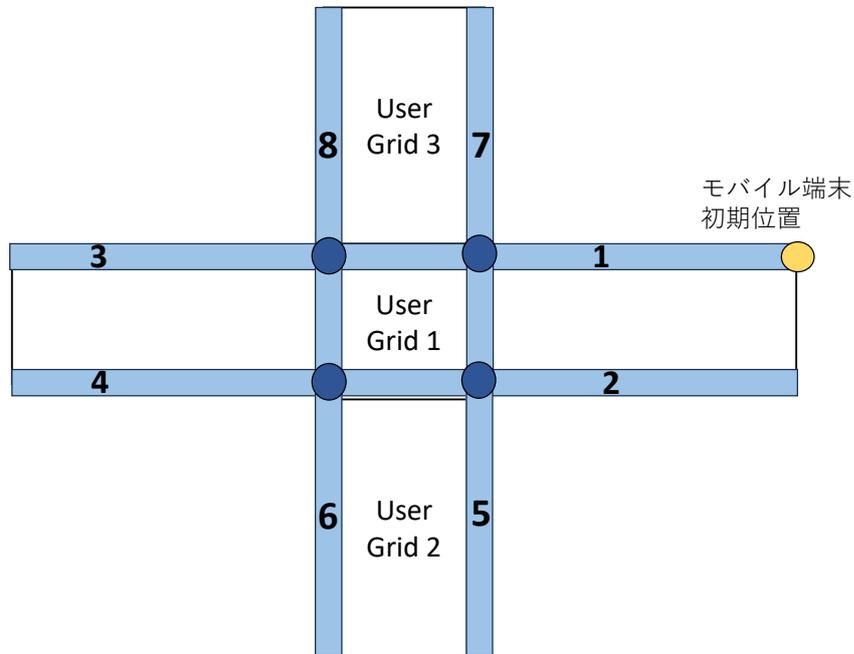


図 4: モバイル端末の移動可能範囲

シナリオの道路を模式的に表した図4を用い、歩行者を想定したモバイル端末の移動について説明する。

- モバイル端末の初期位置は黄色い丸の位置である。
- モバイル端末は、水色の線上を一方向に進行し、端に到達したときのみ折り返す。
- モバイル端末が青色の丸の位置に到達した際は、以下の規則に従って進行方向を決定する。
  - － モバイル端末が来た方角を除いた3つの方角から1つをランダムで決定し、その方向へ方向転換する。
- モバイル端末の速さは原則 1.4m/s である。これは、人の歩行速度に近い値である。
  - － 5,6,7,8 と付された範囲にモバイル端末が入る瞬間と出る瞬間のみ、データセットのグリッドの端数の調整のため、モバイル端末の速さを範囲 5,6 の出入り時には約 2.21m/s、範囲 7,8 の出入り時には約 1.45m/s とする。

#### 4.1.4 車を想定したモバイル端末の移動パターン

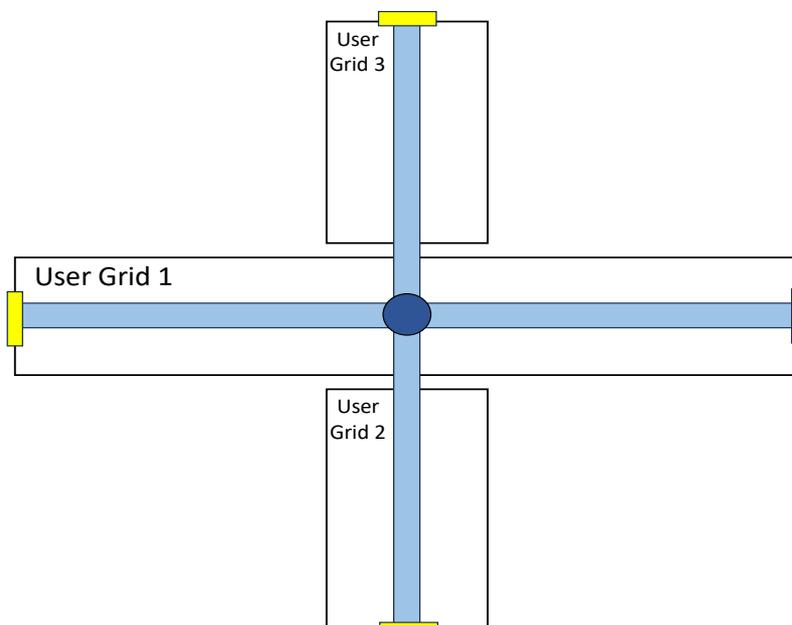


図 5: モバイル端末の移動可能範囲

シナリオの道路を模式的に表した図5を用い、車を想定したモバイル端末の移動について説明する。

- モバイル端末は黄色の位置のいずれかを初期位置とする。
- モバイル端末は、水色の線上を一方向に進行し、青色の丸の位置に到達した際は、以下の規則に従って進行方向を決定する。
  - － モバイル端末が来た方角を除いた3つの方角から1つをランダムで決定し、その方向へ方向転換する。
- モバイル端末がいずれかの黄色の位置に到達した際には、黄色の位置のうち1つをランダムで決定し、その位置を新たな初期位置として移動を行う。
- モバイル端末の速さは原則 57.6km/h である。これは、車の速度に近い値である。
  - － グリッドの端数の調整のため、モバイル端末の速さについて、モバイル端末が User Grid1,2 間を跨ぐ瞬間のみ約 57.62km/h, Use Grid1,3 を跨ぐ瞬間のみ約 57.52km/h とする。

## 4.2 提案手法におけるパラメータの影響

表 2: 提案手法のパラメータ

パラメータ	歩行者想定における値	車想定における値
基地局の推論頻度	1 回/秒	4 回/秒
基地局の連携頻度	5 回推論する毎に 1 回	
SINR の離散化レベル	区間 $[-100\text{dB}, 50\text{dB}]$ を 10 段階に離散化	
距離の離散化レベル	4 段階 (幅は 100m)	
角度の離散化レベル	4 段階	

本手法でシミュレーションを行うにあたり、基地局の推論・連携頻度、そして各観測値の離散化レベルは表 2 のように設定する。まず、推論頻度について、頻度を上げることでモバイル端末の移動などによる環境の変動を観測値に早く反映させることができるが、計算量の増加の原因になるため、対象のモバイル端末の性質に応じて適切に設定する必要がある。次に、観測値の離散化レベルについて、離散化レベルが小さいと、事後信念  $Q(s|o, \pi)$  は大まかなものとなる。一方、離散化レベルが大きいと、細かい値ごとに応じた推論ができるものの、本報告における位置情報のように、誤差が生じうる観測値への影響が大きくなる。本報告では距離の離散化レベルを十分に大きくとることで位置情報の誤差は無視できるものと仮定している。文献 [10] では、28GHz での通信において、位置情報の誤差は 1~2m とされているが、本評価では距離を 100m 単位で離散化するため、離散化された位置情報に誤差は含まないものとした。

## 4.3 実行結果

### 4.3.1 歩行者を想定したシミュレーションの結果

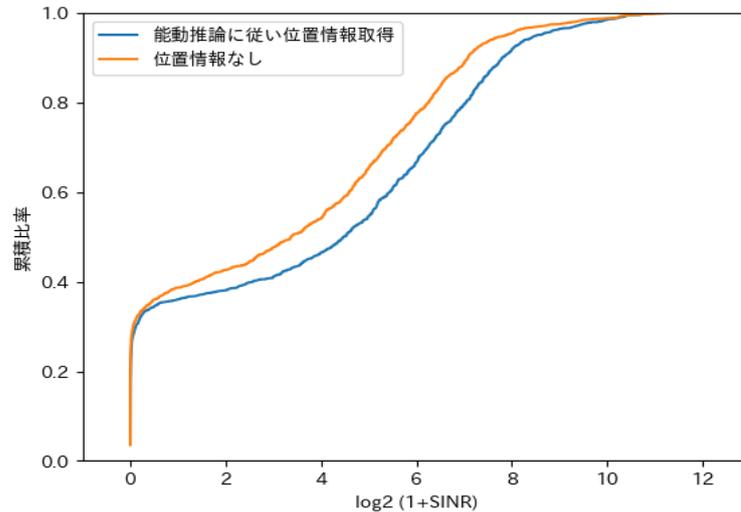


図 6: 位置情報を利用しない場合とのスループットの累積分布の比較

図6は、シミュレーション中に基地局が観測した  $\text{SINR}'$  のそれぞれについて、 $\log_2(1+\text{SINR}')$  を計算し、その値に関する累積分布を示したものである。図6では位置情報の取得を能動推論によって決定する場合と、位置情報を利用しない場合を比較している。これを見ると、能動推論によって位置情報を取得した場合の方が位置情報を用いない場合よりも、低い  $\log_2(1+\text{SINR}')$  の値の比率が少ないことがわかる。このことから、位置情報を利用することでビームフォーミングの性能が向上していることがわかる。

現実的には信号を送信している限り  $\text{SINR}$  は正であるため、累積分布は  $(0,0)$  を通る。しかし、基地局の死角になっている範囲の一部において、DeepMIMO が生成したチャネル行列が零行列になるため、シミュレーション上で  $\text{SINR}$  が0となる場合がある。このため、図の累積分布は  $(0,0)$  を通らない。

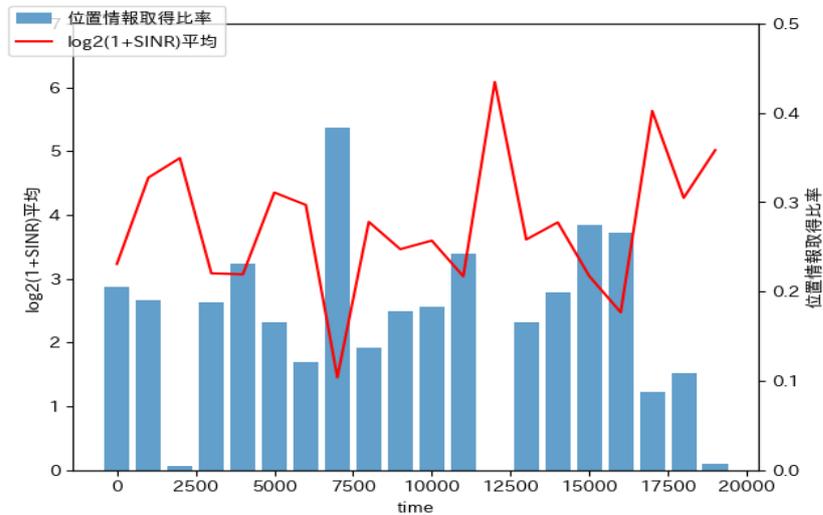


図 7: 位置情報の取得頻度とスループット

次に、図7は、位置情報の取得を能動推論によって決定する場合について、基地局による推論 1000 回毎に、 $\log_2(1 + \text{SINR}')$  の平均値と、少なくとも 1 つの基地局が、位置情報の取得を行う決定をした推論の比率を計算し、グラフにしたものである。このグラフから、スループットが低下したときに頻繁に位置情報を取得し、スループットが高い場合は位置情報をほとんど取得しないという相関が読み取れる。位置情報の取得を行う場合、スループットは  $\frac{13}{14}$  となるが、図7において、位置情報を頻繁に取得している期間のスループットの低下は、それを上回るものとなっている。ゆえに、スループットの低下は位置情報の取得によるものではなく、スループットの低下に対応して、積極的に位置情報を取得しているものと考えられる。以上から、能動推論によって位置情報の取得を行うか決定することで、位置情報の取得回数が抑えられていることがわかる。

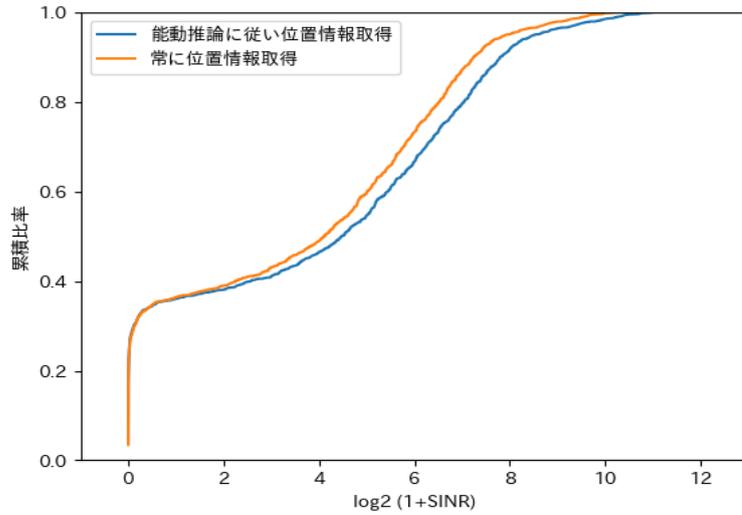


図 8: 位置情報を常に取得する場合とのスループットの累積分布の比較

最後に、図 8 は、図 6 と同様のグラフで、位置情報を常に取得する場合と、能動推論によって位置情報の取得を決定する場合を比較したものである。このグラフから、低いスループットの分布は一致するものの、スループットが高くなるにつれ、分布の差が大きくなることが読み取れる。PRS の送受信は、スループットが  $\frac{13}{14}$  に低下するコストを伴う。このコストは、もともとのスループットが高くなるほど大きい影響を及ぼすため、この結果はそれが反映されたものだと考えられる。このことから、能動推論によって位置情報を取得することも、ビームフォーミングの性能の向上の要因となっていると考えられる。

### 4.3.2 車を想定したシミュレーションの結果

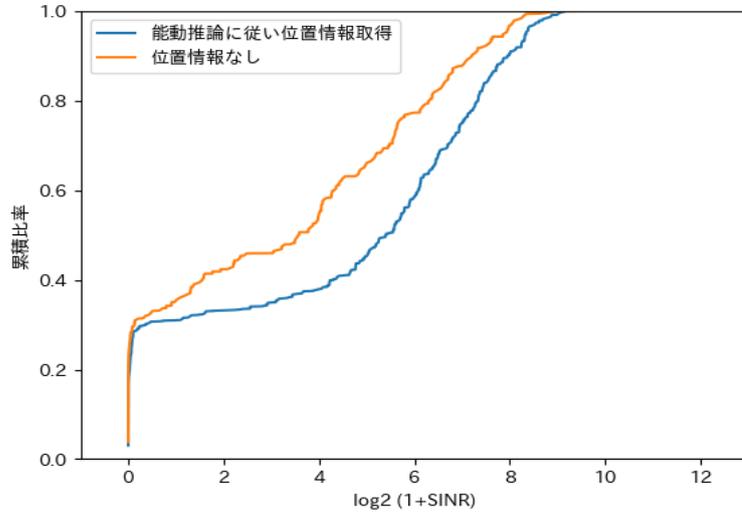


図 9: 位置情報を利用しない場合とのスループットの累積分布の比較

図9は、位置情報を利用しない場合と、能動推論に従って位置情報を利用する場合の $\log_2(1+SINR')$ の累積分布である。歩行者の場合では推論を行ってから次の推論を行うまでにモバイル端末は1.4m移動するのに対し、車の場合では4m移動するため、環境の変動もそれだけ激しいものになるが、歩行者の場合と同様に、位置情報を利用することで、低いスループットの値を取る頻度が減少し、ビームフォーミングの性能が向上していることがわかる。

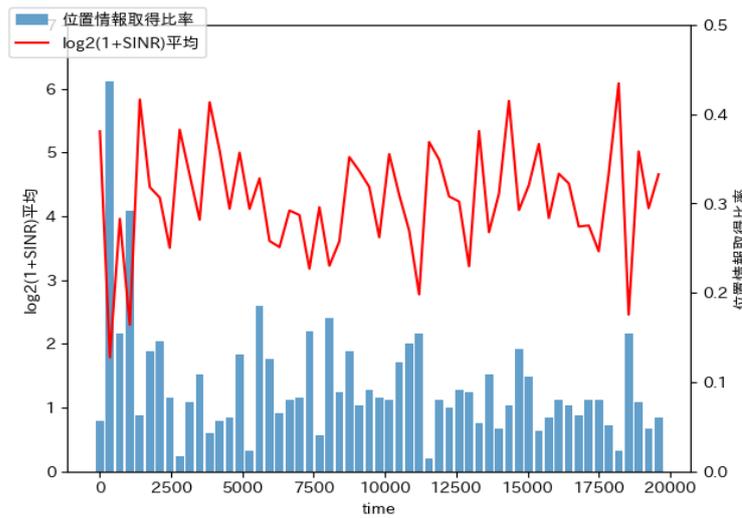


図 10: 位置情報の取得頻度とスループット

図 10 は、能動推論に従って位置情報を利用する場合の取得頻度とスループットを、図 7 と同様にして集計したグラフである。歩行者の場合と比較して、車の場合は推論の間のモバイル端末の移動距離が約 2.86 倍なので、推論 350 ( $\approx \frac{1000}{2.86}$ ) 回毎に値を集計した。こちらも、歩行者の場合と同様に、スループットに応じて位置情報の取得を決定することで、位置情報の取得回数を抑えられていることが分かる。

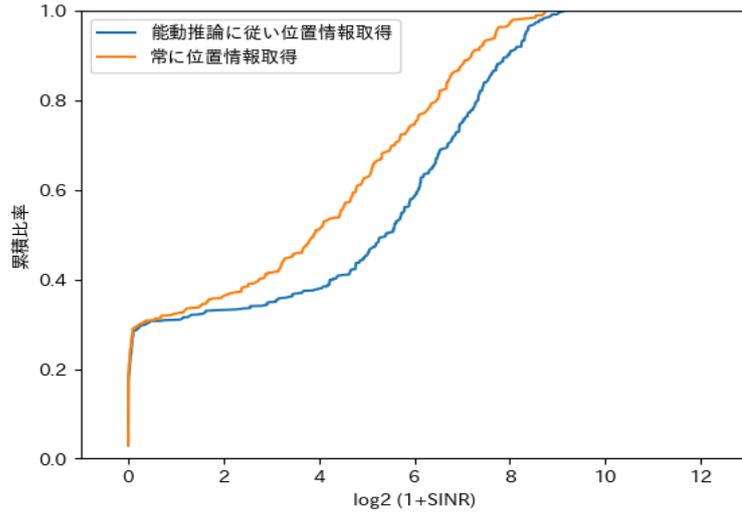


図 11: 位置情報を常に取得する場合とのスループットの累積分布の比較

図 11 は、位置情報を常に取得する場合と、能動推論に従って位置情報を取得する場合における  $\log_2(1 + \text{SINR}')$  の累積分布の比較である。こちらについても、位置情報を常に用いる場合よりも能動推論で位置情報の取得を決定する場合の方が、高いスループットとなる頻度が多い。よって、車を想定した場合でも、能動推論に従って位置情報を取得することで、PRS 送受信によるコストを抑えつつ、性能を向上させることができる。

以上から、環境の変動が歩行者より激しい車の場合を想定しても、本手法が有効であることがわかる。

## 5 おわりに

近年、ミリ波のような高周波数の電波を用いた無線通信が用いられるようになる中で、電波の電力損失を防ぐために Massive MIMO によるビームフォーミングが考えられている。リアルタイムで精度の高いビームフォーミングを達成するためには、チャンネル行列の正確な推測が必要となる。本報告では、PRS の送受信によって位置情報を取得できる状況下で、ビームの形状と位置情報の取得を能動推論によって決定する基地局間連携ビームフォーミングの手法を提案し、評価を行った。その結果、位置情報を用いることでビームフォーミングの性能が向上すること、そして、能動推論で位置情報の取得を決定することによる、PRS 送受信のコストの抑制が行えることを示した。

本報告では、一度にビームフォーミングの対象とするモバイル端末は1台と仮定し評価を行ったが、現実では複数台のモバイル端末を一度に対象とする。周波数帯や時間を分割して行うことで、この場合についても本手法によるビームフォーミングの性能の向上が期待されるが、これについて実際に評価をおこなうことが必要である。また、本報告では取得する位置情報の誤差について、離散化によって誤差が吸収されることから、誤差がないと仮定して評価を行ったが、離散化の各レベルの境界については、誤差の影響が位置情報に影響を及ぼすことが考えられる。よって、位置情報に誤差を含む場合についての評価が必要である。最後に、本報告では能動推論を用いるという点は変えず、位置情報の利用方法に着目して比較を行ったが、能動推論を用いない、他の手法との比較を行うことも重要である。

## 謝辞

本報告の遂行にあたり、大阪大学大学院情報科学研究科村田正幸教授には、ご多忙の中多大なる指導を賜りましたことを、心より深く感謝いたします。大阪大学大学院情報科学研究科大歳達也助教には、日頃より適切な助言や丁寧な指導をいただきましたことを、心より厚く感謝いたします。最後に、日頃より支えてくださった大阪大学大学院情報科学研究科村田研究室の皆様、友人、家族に感謝の意を表します。

## 参考文献

- [1] W. I. Lab, “DeepMIMO,” <http://www.deepmimo.net/>, (Accessed on 01/17/2024).
- [2] T. Kebede, Y. Wondie, J. Steinbrunn, H. B. Kassa, and K. T. Kornegay, “Precoding and Beamforming Techniques in mmWave-Massive MIMO: Performance Assessment,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 16 365–16 387, 2022.
- [3] M. Xiao, S. Mumtaz, Y. Huang, L. Dai, Y. Li, M. Matthaiou, G. K. Karagiannidis, E. Björnson, K. Yang, C.-L. I, and A. Ghosh, “Millimeter Wave Communications for Future Mobile Networks,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 35, no. 9, pp. 1909–1935, 2017.
- [4] C. L. Buckley, C. S. Kim, S. McGregor, and A. K. Seth, “The free energy principle for action and perception: A mathematical review,” *Journal of Mathematical Psychology*, vol. 81, pp. 55–79, 2017. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022249617300962>
- [5] R. Smith, K. J. Friston, and C. J. Whyte, “A step-by-step tutorial on active inference and its application to empirical data,” *Journal of Mathematical Psychology*, vol. 107, p. 102632, 2022. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022249621000973>
- [6] T.-H. Chou, N. Michelusi, D. J. Love, and J. V. Krogmeier, “Fast Position-Aided MIMO Beam Training via Noisy Tensor Completion,” *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 15, no. 3, pp. 774–788, 2021.
- [7] A. Xhafa, J. A. del Peral-Rosado, J. A. López-Salcedo, and G. Seco-Granados, “Evaluation of 5G Positioning Performance Based on UTD<sub>o</sub>A, AoA and Base-Station Selective Exclusion,” *Sensors*, vol. 22, no. 1, 2022. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/1/101>
- [8] D. Lee, H. Seo, B. Clerckx, E. Hardouin, D. Mazzaresse, S. Nagata, and K. Sayana, “Coordinated multipoint transmission and reception in LTE-advanced: deployment scenarios and operational challenges,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 50, no. 2, pp. 148–155, 2012.

- [9] Y. Gu, A. Lo, and I. Niemegeers, “A survey of indoor positioning systems for wireless personal networks,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 11, no. 1, pp. 13–32, 2009.
- [10] R. M. Ferre, G. Seco-Granados, and E. S. Lohan, “Positioning Reference Signal design for positioning via 5G,” in *Finnish URSI Convention on Radio Science*. URSI, 2019.
- [11] S. L. G. L. Kaiwen Yu, Gang Wu, “Local Observations-Based Energy-Efficient Multi-Cell Beamforming via Multi-Agent Reinforcement Learning,” *Journal of Communications and Information Networks*, vol. 7, no. 2, pp. 170–180, 2022. [Online]. Available: <https://www.infocomm-journal.com/jcin/EN/10.23919/JCIN.2022.9815200>
- [12] A. Alkhateeb, “DeepMIMO: A Generic Deep Learning Dataset for Millimeter Wave and Massive MIMO Applications,” 2019, arXiv:1902.06435.
- [13] 新世代モバイル通信システム委員会, “情報通信審議会 情報通信技術分科会新世代モバイル通信システム委員会報告 概要 (案),” (Accessed on 02/02/2024). [Online]. Available: [https://www.soumu.go.jp/main\\_content/000565878.pdf](https://www.soumu.go.jp/main_content/000565878.pdf)