

# 特別研究報告

題目

実時間ビームフォーミング実現のための  
能動推論を用いたネットワークデジタルツインの動的更新手法の検討

指導教員

村田 正幸 教授

報告者

橋本 悠平

令和7年2月6日

大阪大学 基礎工学部 情報科学科

実時間ビームフォーミング実現のための能動推論を用いたネットワークデジタルツインの動的更新手法の検討

橋本 悠平

## 内容梗概

近年、6G通信を代表とする次世代ネットワーク技術では、Massive MIMOが重要な役割を果たしている。これは複数のアンテナから送信される電波を制御することで電波の指向性を操作することができる技術である。電波の指向性を操作することはビームフォーミングと呼ばれ、ビームフォーミングによって通信品質向上や大容量通信を実現することができる。ビームフォーミングを効果的に行うには、基地局と端末間のチャネル状態情報 (CSI) を高精度に推定することが必要となる。

CSIは基地局と端末間の位置関係に依存するため、CSIの推定に位置情報が活用できる。CSIの推定は端末からのフィードバックを通して行われるが、それにはオーバーヘッドが生じる。既存研究では、端末の位置毎にCSIを記録することで、ネットワーク環境を再現したデータベースを事前に構築し、それを用いてビームフォーミングを最適化する手法が提案されている。このデータベースを用いることでCSI推定の際のオーバーヘッドを軽減することができる。しかし、これらの研究は静的なマップ構築が前提であり、リアルタイム性や動的更新の重要性が十分に考慮されていない。

本報告ではネットワークデジタルツインとしてCSIマップを構築し、動的に更新する手法を提案する。また、構築したCSIマップを用いることでビームフォーミングの性能向上を目指す。CSIマップ構築において、動的更新すべき場所を決定するプロセスと、ビームフォーミングにおいて、ビームを決定するプロセスに能動推論を用いる。能動推論は外部環境の不確実性を最小化する行動を選択するメカニズムとして知られている。

本手法の評価のために、実際の電波伝播環境を再現したデータセット (DeepMIMO) を用い、より現実的な環境でのシミュレーションを実施した。

シミュレーションの結果、CSIマップを用いることで、ビーム探索の効率が向上し、それに伴ったビームフォーミングの性能の向上が見られた。さらに、CSIマップの構築にドローンを導入し、受動的な更新に加えて、能動的な更新を行うことでビーム探索の効率が向上し、それに伴ったビームフォーミングの性能の向上が見られた。

## 主な用語

ネットワークデジタルツイン

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>7</b>
<b>2</b>	<b>ビームフォーミングと能動推論</b>	<b>9</b>
2.1	ビームフォーミング	9
2.1.1	Massive MIMO によるビームフォーミング	9
2.1.2	マップを活用したビームフォーミング	9
2.2	能動推論	10
<b>3</b>	<b>ビームフォーミングのための能動推論を用いたネットワークデジタルツインの動的更新手法</b>	<b>11</b>
3.1	全体像	11
3.2	CSI マップの能動的更新のためのドローンの移動制御	12
3.2.1	観測値	12
3.2.2	状態	12
3.2.3	行動	13
3.2.4	選好分布	13
3.3	ビームフォーミング	13
3.3.1	観測値	14
3.3.2	状態	14
3.3.3	行動	14
3.3.4	選好分布	14
<b>4</b>	<b>提案手法の評価</b>	<b>15</b>
4.1	評価環境	15
4.1.1	基地局	17
4.1.2	ユーザ	17
4.1.3	ドローン	17
4.2	評価方法	19
4.3	評価結果	19
4.3.1	ドローンの移動の評価結果	20
4.3.2	ビームフォーミングの評価結果	21
<b>5</b>	<b>おわりに</b>	<b>25</b>



謝辭	26
参考文献	27

## 図目次

1	CSI マップを用いたビームフォーミングの全体像 . . . . .	11
2	ニューヨークの衛星画像 . . . . .	16
3	ニューヨークシナリオ . . . . .	16
4	ユーザの移動範囲 . . . . .	17
5	計測地点の候補 . . . . .	18
6	ドローンの動作の様子 . . . . .	20
7	計測候補地点 (spot) とその計測時間 . . . . .	21
8	without CSI-Map における SINR の時間変化 . . . . .	22
9	passive CSI-Map における SINR の時間変化 . . . . .	22
10	active CSI-Map における SINR の時間変化 . . . . .	22
11	ユーザが最初に青色の道路を歩行した時の passive CSI-Map、active CSI-Map における SINR の時間変化 . . . . .	22
12	3つのシミュレーションにおける SINR の時間変化 . . . . .	22
13	without CSI-Map における SINR の CCDF . . . . .	23
14	passive CSI-Map における SINR の CCDF . . . . .	23
15	active CSI-Map における SINR の CCDF . . . . .	23
16	ユーザが最初に青色の道路を歩行した時の passive CSI-Map、active CSI-Map における SINR の CCDF . . . . .	23
17	3つのシミュレーションにおける SINR の CCDF . . . . .	24

## 表 目 次

1	シミュレーション設定 . . . . .	18
2	シミュレーションの種類 . . . . .	20

## 1 はじめに

近年、6G 通信を代表とする次世代ネットワーク技術において、Massive MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) 技術が重要な役割を果たしている。Massive MIMO は、基地局に複数のアンテナを配置し、それらを用いて通信を行う技術であり、各アンテナから送信される電波の振幅と位相を制御することで、特定の通信相手に向けて電波の指向性を操作するビームフォーミングを可能にする。この技術により、通信品質の向上や大容量通信の実現が期待されている [1]。

ビームフォーミングを効果的に行うためには、基地局と端末間の電波伝播特性を示すチャネル状態情報 (CSI: Channel State Information) を高精度で推定する必要がある。CSI とは、電波が基地局から端末に届く際の伝播経路や干渉を数値化した情報であり、この情報をもとに最適なビームの形状を決定する。CSI は伝播経路上の反射物や障害物によって影響を受けるため、基地局と端末間の位置関係が反映される。

ただし、CSI の推定には、送信側が既知のパイロット信号を送信し、受信側から送信側にフィードバックを行う必要がある。このため、CSI の推定の際には通信のオーバーヘッドが発生する [2]。

CSI 計測のコストを軽減するために、端末の位置情報を活用する研究が注目されている。文献 [3] では、電波を反射する反射板である、IRS (Intelligent Reflect Surface) を用いて電波の方向を制御する技術を活用した通信における、端末の位置ごとの CSI を記録したデータベースを利用してビームフォーミングを行う手法が提案されている。このデータベースには、過去の端末の位置とその位置における信号強度、その位置における最適なビームなどが記録されている。これにより、過去の最適なビームを候補として用いることで、軽量の探索でビームを最適化するか、過去の最適なビームをそのまま利用することで探索コストを抑えることを目的としている。また、データベースの構築は事前に行われていることが前提である。基地局のビームと、IRS で反射されたビームの組み合わせが最適化の対象となるが、IRS の性質上リアルタイムに CSI を取得することが難しいという前提がある。

また、文献 [4] では、アップリンクとダウンリンクが分離されている FD-RAN (fully-decoupled radio access network) の環境における、端末の位置ごとの信号強度を記録したデータベースを利用してビームフォーミングを行う手法が提案されている。データベースは事前に構築されていることが前提であり、端末の位置とデータベース上の信号強度を入力として、ニューラルネットワークによってビームを選択する。また、FD-RAN の環境であるため、リアルタイムにフィードバックを得ることが困難である。

これらの既存研究では、事前にマップ情報が構築されていることが前提であり、リアルタイムにマップを構築することは考慮されていない。また、リアルタイムに CSI のフィード

バックが得られない状況で、データベースの情報のみを用いてビーム選択が行われている。

一方で、ネットワーク技術の進化に伴い、ネットワークデジタルツインが注目されている。ネットワークデジタルツインとは、物理的なネットワークのリアルタイムな状態を仮想空間に再現する技術であり、6G 通信の実現において、ネットワークの最適化、障害予測などを可能にする [5] [6]。

本報告では、ネットワークデジタルツインを利用したビームフォーミングを検討する。すなわち、従来、静的に構築されていた CSI マップを動的に構築し、動的な CSI マップを活用したビームフォーミングを検討する。

しかし、動的に CSI マップを構築する上で、端末のフィードバックによる受動的な計測のみでは、CSI マップ上で情報が不確かな地点が生じる。そのような地点に端末が新たに移動する場合でも、計測負荷を軽減するために、能動的な計測によってあらかじめ CSI マップの情報を補完することが考えられる。すなわち、CSI マップ上で情報が不確かな地点に、計測用のドローンを派遣することによって、能動的に計測を行う。

本報告では、この能動的な CSI マップの構築と CSI マップを利用したビームフォーミングのプロセスにおいて能動推論を活用する。能動推論は、自由エネルギー原理に基づき、観測データから環境の状態を推測し、その推測結果に基づいて行動を決定する理論である [7]。この理論はそれまでに得られた知識を活用することと、新しい知識を獲得することをバランスよく行うことができるメカニズムとして知られている。つまり、探索と活用のトレードオフを解決することができる。例えば、文献 [8] では複数基地局を用いたビームフォーミングの制御に能動推論を利用することで、基地局間で強調しながらスループットを向上している。また、文献 [9] では移動基地局としてのドローンの移動制御に能動推論を利用することで、移動距離を抑えつつスループットを向上している。

本報告は、能動推論を基盤として、高精度な CSI マップの構築およびその動的更新、CSI マップを用いた高性能ビームフォーミングの実現の 2 つの目標を達成することを目的とする。そのために、ドローンの移動制御を能動推論によって実行し、未知の情報の取得と、その時点における CSI マップ上で計測優先度の高い場所の計測とのバランスをとりながら、環境全体をカバーする高精度な CSI マップを構築する手法を提案する。また、基地局のビーム選択を能動推論によって実行し、新しい CSI 情報の取得と、その時点の CSI でのビームの最適化とのバランスをとりながら、ビームフォーミングを能動推論によって行う手法を提案する。これらの手法を実際の電波伝播環境を再現したデータセットである DeepMIMO [10] を用いたシミュレーションにより検証し、次世代ネットワークにおける通信品質向上への貢献を目指す。

## 2 ビームフォーミングと能動推論

### 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

電波が伝播中に受ける影響を行列で表したものをチャンネル行列と呼び  $\mathbf{H}$  と表す。Massive MIMO を用いた基地局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  $P_b$ 、位相を  $\mathbf{w}$ 、ノイズを  $\mathbf{n}$  とすると送信信号  $\mathbf{x}$  と受信信号  $\mathbf{y}$  の間に以下の関係が成り立つ。

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

基地局は電波の電力と位相を選択し、ビームの形状を決定することでユーザに対してビームフォーミングが可能である。

#### 2.1.2 マップを活用したビームフォーミング

無線通信ネットワークにおいて、通信の効率や品質を改善する技術である、IRS (Intelligent Reflect Surface) が注目されている。IRS は電波の反射特性を制御できるように設計された人工的な反射面であり、IRS による電波の反射を用いることで、電波の方向を制御することができる。文献 [3] では、IRS を活用した通信環境において、ユーザ端末の位置情報とその位置におけるチャンネル特性を結びつけたマップを利用してビームフォーミングを行う手法が提案されている。このマップは過去のユーザ端末の位置と信号強度、その位置における最適なビームなどにより構築されている。これにより、過去の最適なビームを候補として用いることで、軽量の探索でビームを最適化するか、過去の最適なビームをそのまま利用することで探索コストを抑えることを目的としている。

基地局からのビームと、IRS で反射されたビームの組み合わせが最適化の対象となるが、IRS は送信、受信能力を持たないという性質上、基地局とユーザ端末とのチャンネル情報を直接推定することが困難である。そのため、リアルタイムにチャンネル情報を取得することが難しく、マップは事前に構築されていることが前提である。

さらに、文献 [4] では、アップリンクとダウンリンクが分離されている FD-RAN (fully-decoupled radio access network) の通信環境において、ユーザ端末の位置情報とその位置におけるチャンネル特性を結びつけたマップを利用してビームフォーミングを行う手法が提案されている。このマップは送信信号と受信信号の相関関係などのチャンネル統計を収集して構

築されている。これにより、ユーザの位置とマップ上の信号強度を入力として、ニューラルネットワークによってビームを選択する。

FD-RAN 環境であるため、IRS と同様にリアルタイムにチャンネル情報を取得することが難しく、マップは事前に構築されていることが前提である。

これらの既存研究では、事前にマップが構築されていることが前提であり、リアルタイムにマップを構築することは考慮されていない。また、リアルタイムに CSI のフィードバックが得られない状況で、マップの情報のみを用いてビームフォーミングが行われている。

しかし、実際にはリアルタイムにフィードバックが得られる状況であっても、計測のオーバーヘッドを軽減するために、過去の計測結果を活用することが有効であり、リアルタイムにマップを再構築することで、遮蔽物の移動など状況の変化に対応することが可能である。3 章で後述するが、本報告では、リアルタイムにマップを構築し、そのマップを利用してビームフォーミングを行う。

## 2.2 能動推論

ビームフォーミングはビームを切り替えながらフィードバックによるチャンネル行列の推定と適切なビームの選択を行う能動推論として捉えることができる [8]。能動推論は、自由エネルギー原理に基づき、観測データから環境の状態を推測し、その推測結果に基づいて行動を決定する理論である [7]。自由エネルギー原理に基づく能動推論では、選択する行動の系列  $\pi$  を以下の期待自由エネルギー  $G_\pi$  が最小となるように決定する。ここで、 $o$  は観測値、 $s$  は状態、 $C$  は脳が観測値について好ましいと考える選好を表す。

$$G_\pi = -E_{Q(o,s|\pi)}[\ln P(s | o, \pi) - \ln Q(s | \pi)] - E_{Q(o|\pi)}[\ln P(o | \pi)] \quad (2)$$

$$\simeq -E_{Q(o,s|\pi)}[\ln Q(s | o, \pi) - \ln Q(s | \pi)] - E_{Q(o|\pi)}[\ln P(o | C)] \quad (3)$$

式 (3) の右辺の各項は、行動における異なる種類の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、環境の状態についての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選好  $C$  に近づくという実利的な価値に対応している。

このように、能動推論では、情報利得と実利的な価値という二つの価値を共に考慮しながら適する行動を選択する。これによって、目標達成のために必要な情報を能動的に集めることができ、結果的に実利的な価値を求めるときより効率的に目標を達成することを目指すことができる。

### 3 ビームフォーミングのための能動推論を用いたネットワークデジタルツインの動的更新手法

#### 3.1 全体像

効率的なビームフォーミングを行うためには電波の伝播状態を示す CSI を高精度に推定する必要がある。CSI は基地局と端末間の位置関係が反映される。よって、位置ごとに推定された CSI を結びつけた CSI マップを構築することで、推定結果の再利用や、基地局のビーム選択に利用できる。しかし、従来の方法では、電波強度のフィードバックから CSI を推定するため、端末が存在しない地点では CSI の取得が困難であった。そこで、ドローンを端末が存在しない地点に派遣することで、能動的に CSI を計測してマップを補完する手法が有効となる。図 1 に CSI マップを用いたビームフォーミングの全体像を示す。UE のフィードバック、あるいはドローンの計測により CSI マップを更新する。そして、その CSI マップの情報を用いて SINR を最大化するビームを選択する。

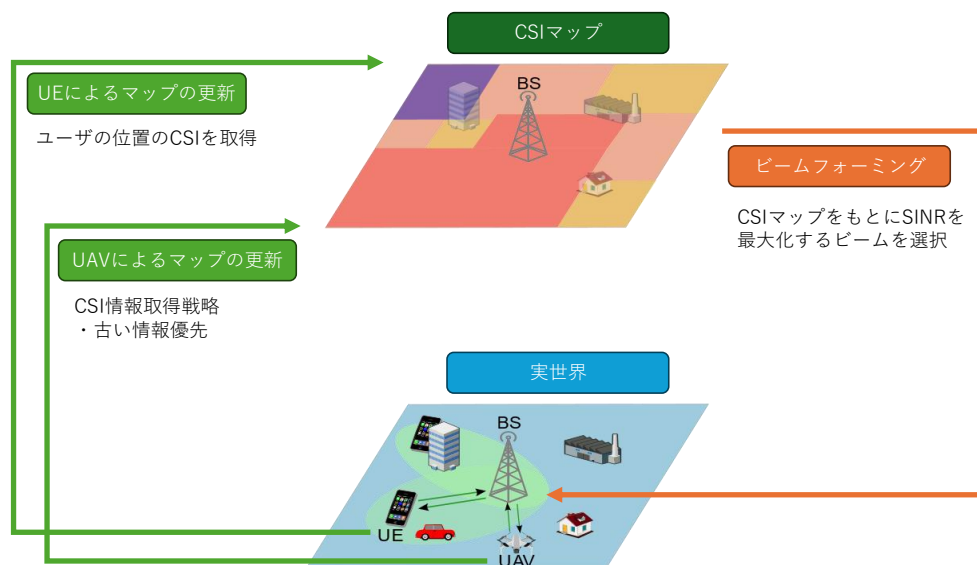


図 1: CSI マップを用いたビームフォーミングの全体像

ドローンの移動制御およびビームフォーミングでは情報利得と実利的な価値のバランスを取ることが重要となる。すなわち、ドローンの移動制御の場合は、CSI マップ上で未知の情報を減らすことと、優先度の高い場所を重視して CSI を計測することのバランスを取ることが重要になる。また、ビームフォーミングの場合は、環境上の未知の情報を減らすことと、通信の性能を向上させることのバランスを取ることが重要になる。

情報利得と実利的な二つの価値を共に考慮しながら適する行動を選択する方法として能動



推論がある。そこで、本報告では CSI マップの能動的更新のためのドローンの移動制御と通信性能向上のためのビーム選択に対して共に能動推論を用いる。

### 3.2 CSI マップの能動的更新のためのドローンの移動制御

ドローンの移動制御は、基地局がドローンに対して計測位置を指定し、ドローンがその計測位置に移動することで行うと想定する。また、ドローンのバッテリーを考慮し、充電が必要な際は基地局がドローンに対して計測位置として充電地点を指定する。この際、計測位置選択のプロセスを能動推論を用いて行う。基地局はドローンの位置情報とその位置における SINR、選択した次の位置を観測することで、CSI マップの状態を推測し、能動的に計測する位置を選択する。また、計測の優先度が高い位置の計測を行うことと、観測する位置情報と選択した次の位置からその移動が効率的な移動となることを目標に能動的に計測する位置の選択を行う。能動推論の構成は以下のようなものである。

観測値： ドローンに位置情報とその位置における SINR、選択した次の位置

状態： CSI マップ

行動： 能動的に計測する位置の選択

選好分布： 計測の優先度を考慮した効率的な移動のための遷移確率

#### 3.2.1 観測値

観測する値はドローンの位置情報およびその位置における SINR、選択した次の位置であり、それらは離散化された値となる。具体的には、マップを  $G$  個のグリッドに分割し、ドローンが存在するグリッドを位置情報として定義し、観測値とする。また、SINR は連続値であるため量子化する。つまり、あらかじめ設定した SINR の最小値、最大値の範囲を  $Q$  分割し、SINR を離散化し、観測値とする。選択した次の位置は、あらかじめ設定した  $A$  個の位置のいずれかを観測値とする。

#### 3.2.2 状態

CSI マップを観測値から推測する状態とする。

### 3.2.3 行動

あらかじめ設定した、 $A$  個の選択される位置の候補の中から 1 つ位置を選び、次の移動する位置として選択する。 $A$  個の中には充電地点と CSI を計測する地点が含まれている。

### 3.2.4 選好分布

選好分布は目標とする観測値の分布を示すものである。ここでは、効率的な移動をすることと、最後の計測から時間が経過している地点を計測優先度が高いものとして選択した次の位置が計測優先度が高い位置となることを目標とする。ドローンの位置情報およびその位置における SINR に関しては優劣がないため目標を定めない。

具体的には、現在地  $c$  と計測地点  $i$  との距離を  $d_i$ 、計測地点  $i$  における CSI マップの更新時間を  $T_{MAP}(i)$ 、現時刻を  $T$  とし、ドローンが最後に充電を行った時間を  $T_{charge}$  とし、計測地点  $i$  における移動経路の効率性を考慮した値を  $ER_i$ 、バッテリー消費による充電の必要性を考慮した値を  $CH$  とする。位置  $l$  の座標を  $(x(l), y(l))$  とし、時刻  $t$  におけるドローンの座標を  $(x_t, y_t)$  とする。

このとき、時刻  $t$  における  $ER_i$  を以下のように定める。

$$ER_i = \begin{cases} w_1 & \text{if } (x_t - x_{t-1}) \times (x(i) - x_t) > 0 \text{ and } (y_t - y_{t-1}) \times (y(i) - y_t) > 0, \\ w_2 & \text{if } (x_t - x_{t-1}) \times (x(i) - x_t) > 0 \text{ or } (y_t - y_{t-1}) \times (y(i) - y_t) > 0, \\ w_3 & \text{if } (x_t - x_{t-1}) \times (x(i) - x_t) \leq 0 \text{ and } (y_t - y_{t-1}) \times (y(i) - y_t) \leq 0. \end{cases} \quad (4)$$

また、 $CH$  は以下のとおりである。

$$CH = \begin{cases} 0 & \text{if } (T - T_{charge}) < \kappa, \\ (T - T_{charge}) * \tau & \text{if } (T - T_{charge}) \geq \kappa. \end{cases} \quad (5)$$

この時、観測する各計測地点  $i$  の対する選好分布  $C[i]$  を以下のように定めた。

$$C[i] = \begin{cases} CH & \text{if } i = i_{CH}, \\ (ER_i/d_i) + (T - T_{MAP}(i)) & \text{if } i \neq i_{CH}. \end{cases} \quad (6)$$

## 3.3 ビームフォーミング

基地局はビームの形状を決定することでビームフォーミングが可能である。本報告では、ユーザの位置情報における CSI 情報がマップにない場合におけるビーム選択のプロセスを

能動推論を用いて行う。基地局はユーザの位置情報とその位置における SINR を観測することで、チャンネル行列を推測し、ビームを選択する。ユーザの位置情報における CSI 情報がマップにある場合、ビーム選択はその情報をもとに SINR を最大化するビームを選択する。

能動推論の構成は以下のようなものである。

観測値： ユーザの位置情報および位置における SINR

状態： チャンネル行列

行動： ビームの形状決定

選好分布： SINR

### 3.3.1 観測値

観測する値はユーザの位置情報およびその位置における SINR であり、それらは離散化された値となる。具体的には、基地局から見て角度を  $N_\theta$  個に分割し、ユーザの存在する角度を離散化し、それを位置情報として定義し、観測値とする。また、SINR は連続値であるため量子化する。つまり、あらかじめ設定した SINR の最小値、最大値の範囲を  $Q$  個に分割し、SINR を離散化し、観測値とする。

### 3.3.2 状態

チャンネル行列を観測値から推測する状態とする。

### 3.3.3 行動

ビームの形状を振幅と位相の組を決定することで指定する。次ステップでは、指定された形状のビームで通信を行う。

### 3.3.4 選好分布

選好分布は目標とする観測値の分布を示すものである。ここでは、SINR を最大とすることを目標とし、位置情報に関しては優劣がないため、目標を定めない。

## 4 提案手法の評価

### 4.1 評価環境

本報告では、より現実的な環境でのシミュレーションを実現するために、実際の電波伝播環境を再現したデータセットである DeepMIMO [10] を用いる。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りシナリオ毎の各地点のチャンネル行列を学習して再現するものである。

本報告では図2の衛星画像のようなニューヨークの一部を再現した、図3のシナリオを用いてシミュレーションを行う。このシナリオにおいては図3の各点におけるチャンネル行列を取得できる。 $117 \times 44 = 5148$  個の点におけるチャンネル行列を取得可能である。また、5148 個の点上でない位置においては、チャンネル行列を取得可能な点のうち、その位置に最も近い点のチャンネル行列をその位置のチャンネル行列として近似する。このシナリオはニューヨークの一部を切り取ったものであるため、このシナリオに存在しない基地局がカバーしている範囲など、シナリオ上の基地局との伝播経路が存在しない地点が存在する。そのため、その地点は考慮しないものとする。また、提案手法における各パラメータについては表1の通りに設定した。

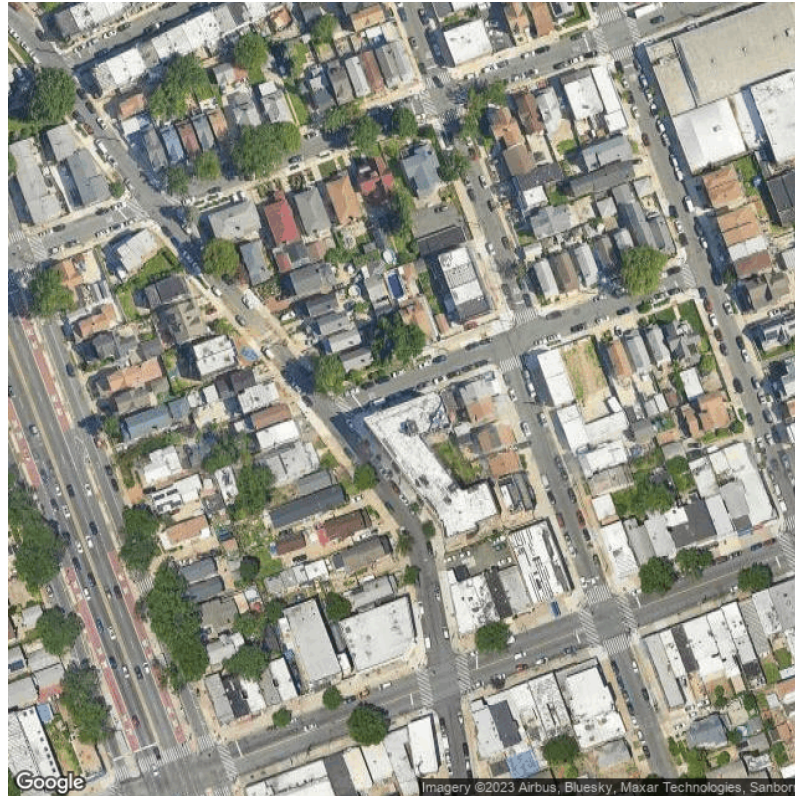


図 2: ニューヨークの衛星画像

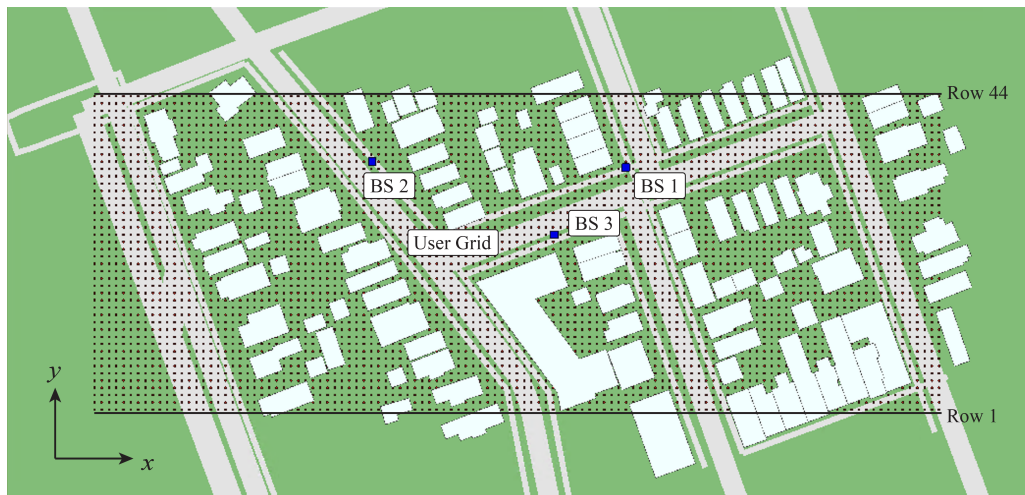


図 3: ニューヨークシナリオ

#### 4.1.1 基地局

図3のBS1、BS2、BS3とラベルが付された位置に基地局を設置し、動作させる。  
その他の設定は表1のとおりである。

#### 4.1.2 ユーザ

図4のように、BS1、BS3の2台の基地局が面している赤く色付けした道路を人通りが多い道路とし、BS2のみが面している青く色付けした道路を人通りが少ない道路とする。ユーザは基本的に赤色の道路を歩く。赤色の道路と青色の道路の交差点を開始地点とし、それぞれの道路を端まで進んでから元の位置に戻る動作を繰り返す。ただし、1000秒ごとに赤色の道路と青色の道路の交差点に差し掛かった場合、青色の道路を端まで進んでから元の位置に戻る。

その他の設定は表1のとおりである。

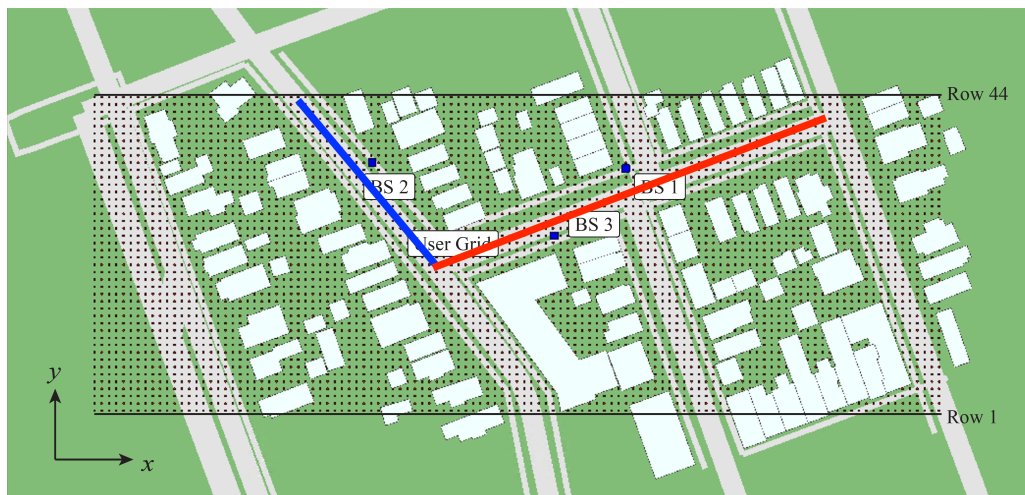


図 4: ユーザの移動範囲

#### 4.1.3 ドローン

ドローンは有限のバッテリーを有し、基地局から命令を受けて飛行する。BS3に充電ステーションがあるものとする。あらかじめ設定する計測する地点の候補は図5のように設定する。



図 5: 計測地点の候補

その他の設定は表 1 のとおりである。

基地局数	3
基地局のアンテナ数	4
ユーザ数	1
ユーザのアンテナ数	1
ユーザの速度	1.3m/s
ドローン数	1
ドローンのアンテナ数	1
ドローンの速度	10m/s
$G$	40
$Q$	10
$A$	20
$w_1$	2
$w_2$	1
$w_3$	0.1
$\tau$	0.01
$\kappa$	1000
$i_{CH}$	0
$N_\theta$	4

表 1: シミュレーション設定

## 4.2 評価方法

本報告の評価は、DeepMIMO 環境上で行う。具体的には、各位置におけるチャネル行列を取得し、CSI マップを構築する。この CSI マップを用いて、ビーム選択およびビーム選択のための計測位置の選択とドローンの移動計画を行う。以下のステップで評価を行う。

まず、構築された CSI マップを用いてビームを選択する。この際、ビーム選択のための計測位置の選択も同時に行う。取得された情報をもとに CSI マップを更新する。このプロセスにおいて、選択されたビームの性能を SINR( Signal-to-Interference plus Noise Ratio ) で評価する。SINR の単位は dB であり、値が大きいほど受信信号の品質が高いことを示す。

1. 各位置におけるチャネル行列の取得：DeepMIMO 環境を使用して、各位置におけるチャネル行列を取得する。
2. CSI マップの構築：取得したチャネル行列をもとに、各位置における CSI マップを構築する。
3. ビーム選択および計測位置の選択：CSI マップを用いて、ビーム選択および計測位置の選択を行う。
4. ドローンによる CSI の取得とマップの更新：ドローンを移動させ、計測位置で CSI を取得し、CSI マップを更新する。
5. SINR の評価：選択されたビームの性能を SINR で評価する。

これにより、CSI マップを用いたビーム選択の有効性と、能動的な CSI マップ更新の効率性を明らかにする。

## 4.3 評価結果

表 2 のように 3 通りのシミュレーションを行った。ここで、ユーザからのフィードバックによる CSI 計測のみによって構築した CSI マップを受動的 CSI マップ、ユーザからのフィードバックによる CSI 計測に加えて、ドローンによる CSI 計測によって構築した CSI マップを能動的 CSI マップと表現することとする。



シミュレーション名	シミュレーションの内容
without CSI-Map	CSI マップを用いずにビーム選択を行う
passive CSI-Map	受動的 CSI マップを用いてビーム選択を行う
active CSI-Map	能動的 CSI マップを用いてビーム選択を行う

表 2: シミュレーションの種類

#### 4.3.1 ドローンの移動の評価結果

active CSI-Map において、ドローンは図 6 のような動きを示した。また、図 7 は図 5 の計測候補地点 1~19 と充電地点 0 において、CSI が計測されマップが更新されたとき、あるいはドローンが充電を行った時間に立ち上がるグラフであり、それぞれの計測候補地点における CSI 計測の様子を表す。図 6 より、計測候補地点を優先的に計測しながら、それ以外の地点も動いており、ドローンが網羅的なマップ作成に貢献している。図 7 より、充電地点は全体で 1 回訪問しており、バッテリーを考慮した動作になっている。計測候補地点 4、8~14 はユーザがよく歩行する道路であり、ユーザのフィードバックによって定期的に CSI が計測されている。その他の計測候補地点については、3~5 回ほど計測が行われることが多く、網羅的に計測を行うことができている。また、地理的に近い計測候補地点同士、例えば、計測候補地点の 1~3、5~7、15~17、18~19 の地点は近い時間に計測が行われることが多く、そのときはドローンが効率的なルートで動作できていることがわかる。

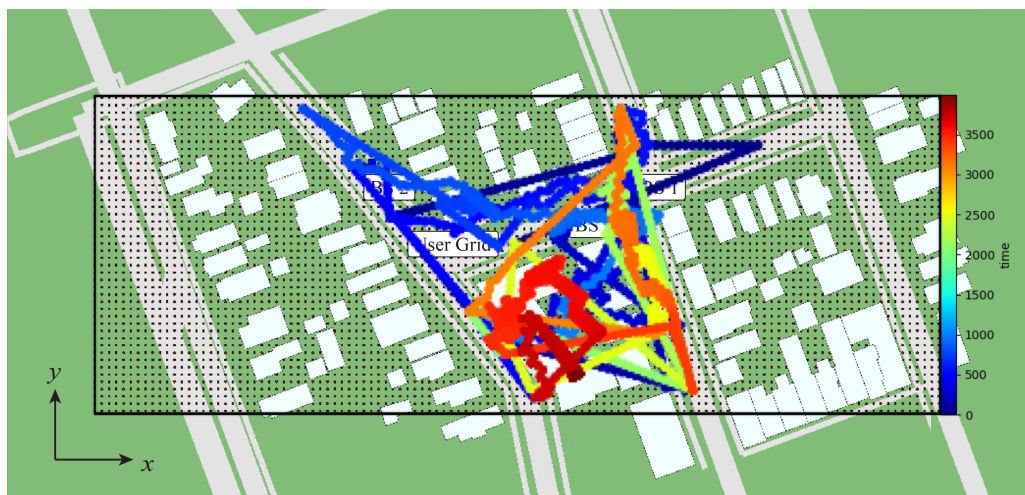


図 6: ドローンの動作の様子

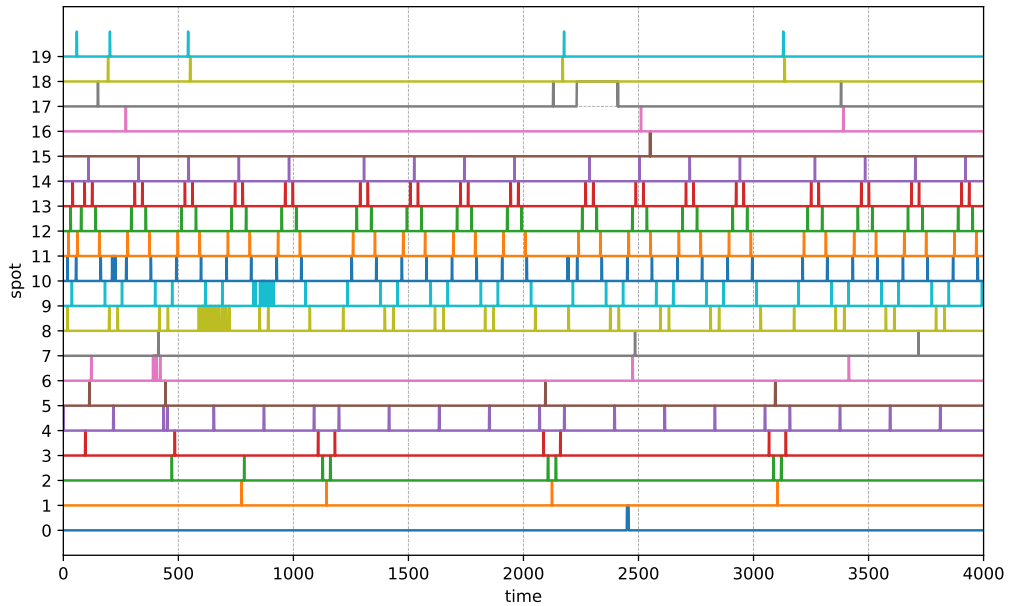


図 7: 計測候補地点 (spot) とその計測時間

#### 4.3.2 ビームフォーミングの評価結果

図 8、図 9、図 10、はそれぞれ without CSI-Map、passive CSI-Map、active CSI-Map の各シミュレーション中に基地局が観測した SINR でそれらを統合したものを図 12 に示す。図 11 はユーザが最初に図 4 の青色の道路を歩行した際の passive CSI-Map、active CSI-Map における基地局が観測した SINR を示す。図 12 において、背景が青色の部分、赤色の部分はそれぞれ図 4 の青色の道路、赤色の道路をユーザが往復しており、波線で区切られた区間が赤色、青色の道路をユーザが 1 往復していることを表す。

図 12 より、without CSI-Map と、passive CSI-Map、active CSI-Map を比較すると、passive CSI-Map、active CSI-Map は without CSI-Map よりも SINR の向上が早い。これはマップを活用した場合はマップの情報からビームを探索することができるのに対し、マップを活用しない場合は能動推論により時間をかけて学習を重ねることでビームを探索しているためと考えられる。このことから、マップを活用することでビーム探索の効率が向上していることがわかる。図 11 より、passive CSI-Map と active CSI-Map を比較すると、ユーザが最初に青色の道路を動く際、active CSI-Map は passive CSI-Map よりも SINR の向上が早い。これはドローンを導入した場合はあらかじめユーザが動く場所のマップ情報を補完することができ、ドローンを導入しない場合はユーザが動いた場所の情報のみしか取得できないためである。このことから、マップの構築にドローンを活用することでビーム探索の効率が

向上していることがわかる。



図 8: without CSI-Map における SINR の時間変化

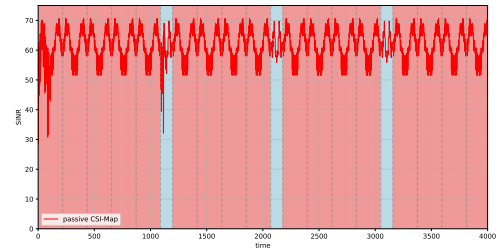


図 9: passive CSI-Map における SINR の時間変化

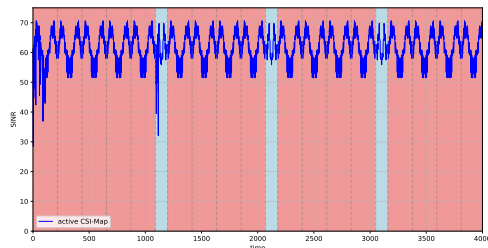


図 10: active CSI-Map における SINR の時間変化

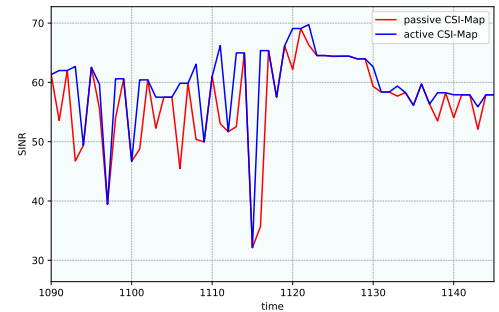


図 11: ユーザが最初に青色の道路を歩行した時の passive CSI-Map、active CSI-Map における SINR の時間変化

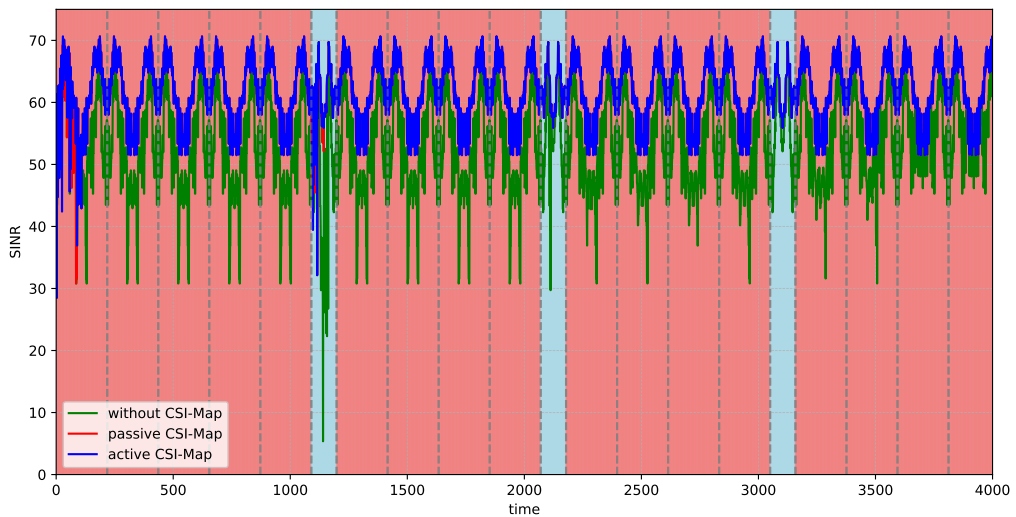


図 12: 3つのシミュレーションにおける SINR の時間変化

また、図 13、図 14、図 15、はそれぞれ without CSI-Map、passive CSI-Map、active CSI-Map の各シミュレーション中に基地局が観測した SINR について、その値の相補累積分布 (CCDF:Complementary Cumulative Distribution Function) でそれらを統合したものを図 17 に示す。図 16 は、ユーザが最初に図 4 の青色の道路を歩行した際の passive CSI-Map、active CSI-Map における基地局が観測した SINR の CCDF を示す。

図 17 より、without CSI-Map と、passive CSI-Map、active CSI-Map を比較すると、マップを活用した場合はマップを活用しない場合よりも低い SINR の値の比率が少ないことがわかる。このことから、マップを活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。図 16 より、passive CSI-Map と active CSI-Map を比較すると、ユーザが最初に青色の道路を動く際、マップの構築にドローンを導入した場合はドローンを導入しない場合よりも低い SINR の値の比率が少ないことがわかる。このことから、マップの構築にドローンを活用することでユーザの移動に先んじてマップの構築を行うことができ、その結果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。

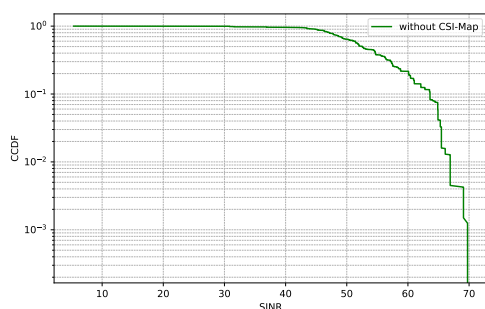


図 13: without CSI-Map における SINR の CCDF

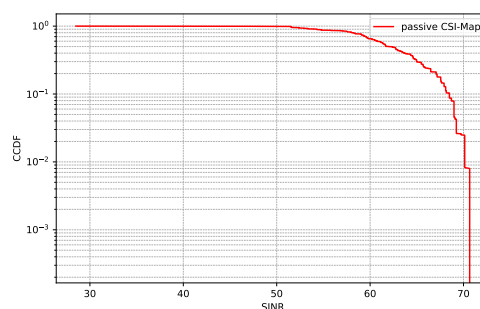


図 14: passive CSI-Map における SINR の CCDF

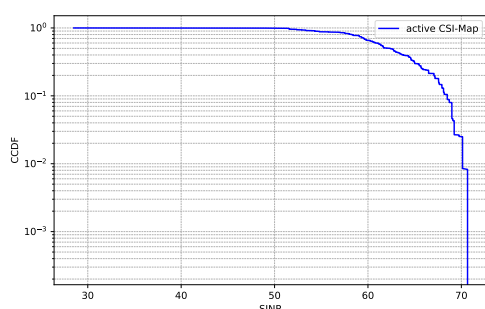


図 15: active CSI-Map における SINR の CCDF

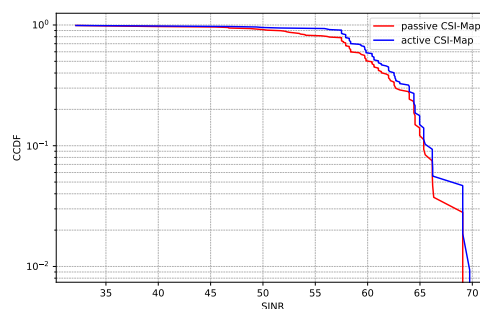


図 16: ユーザが最初に青色の道路を歩行した時の passive CSI-Map、active CSI-Map における SINR の CCDF

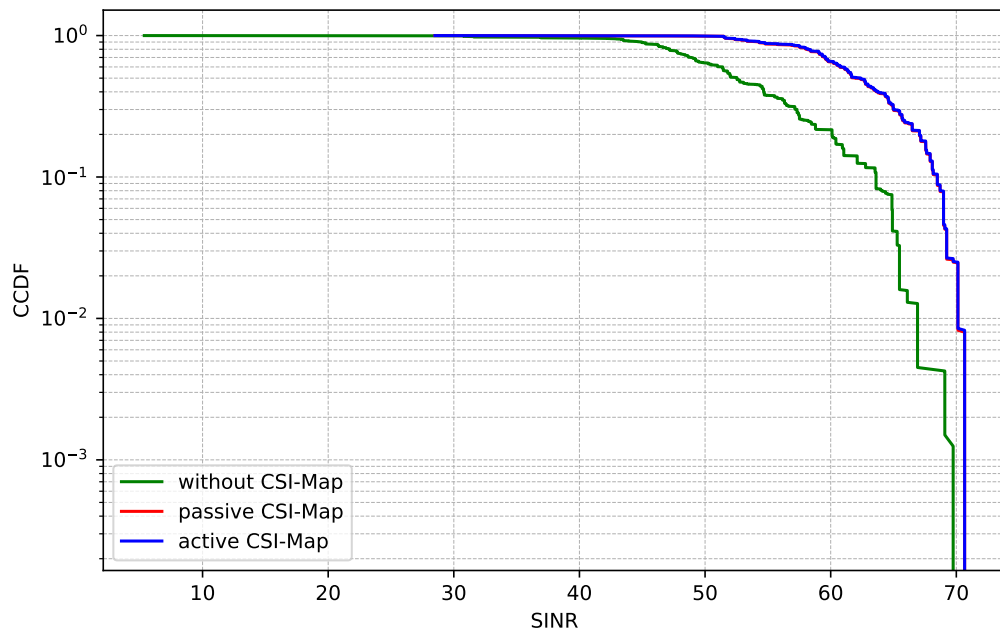


図 17: 3つのシミュレーションにおける SINR の CCDF

## 5 おわりに

本報告では、ネットワークデジタルツインとして動的に更新可能な CSI マップを構築し、それを活用したビームフォーミング手法を提案した。CSI マップを構築し過去のデータ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を確認した。さらに、ドローンを活用し、ユーザが存在しない領域の CSI を計測、補完することで、より迅速に性能の良いビームフォーミングを実現できることを確認した。

今後の課題としては、より現実的な環境を想定した評価を検討する必要がある。例えば、CSI マップの不確実性の考慮が挙げられる。CSI 計測には誤差が生じる恐れがあるが、そのような場合における、CSI マップの情報の活用方法を検討する必要がある。また、天候や遮蔽物の移動などによる環境変化による CSI の変化の考慮も挙げられる。こういった CSI 変化を考慮したシミュレーションを行い、より実環境に近い評価を検討する必要がある。さらに、3次元制約を含めたドローンの移動制御も課題である。実際の環境では、ドローンは建物などの高さがある障害物の影響を受けるため、3次元的な動きを行う必要がある。また、ユーザ数、ドローン数、基地局数を増やした場合のスケーラビリティおよび相互連携の検討も必要である。

## 謝辞

本報告を終えるにあたり、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数々の貴重なご助言を賜りましたこと、深く感謝申し上げます。ならびに、大阪大学大学院経済学研究科の大歳達也助教には研究の方針に関して多大なるご指導をいただき、心より感謝の意を表します。また、村田研究室の皆様には、本報告の遂行および本報告書作成のために多大なご助言，ご協力いただき、心より感謝いたします。最後に、日々の学生生活を支えてくださった家族、友人の皆様に感謝の意を表し、謝辞とさせていただきます。

## 参考文献

- [1] 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.
- [2] K. Mittal, S. Pathania, P. Reddy, and D. Rawal, “Channel State Information feedback overhead reduction using Arithmetic coding in massive MIMO systems,” in *2016 3rd International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*, 2016, pp. 328–331.
- [3] D. Ding, D. Wu, Y. Zeng, S. Jin, and R. Zhang, “Environment-Aware Beam Selection for IRS-Aided Communication with Channel Knowledge Map,” in *2021 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps)*, 2021, pp. 1–6.
- [4] Z. Jiwei, C. Jiacheng, S. Zeyu, S. Yuhang, Z. Haibo, and X. S. Shen, “Channel-feedback-free transmission for downlink FD-RAN: A radio map based complex-valued precoding network approach,” *China Communications*, vol. 21, no. 4, pp. 10–22, 2024.
- [5] P. Almasan, M. Ferriol-Galmés, J. Paillisse, J. Suárez-Varela, D. Perino, D. López, A. A. P. Perales, P. Harvey, L. Ciavaglia, L. Wong, V. Ram, S. Xiao, X. Shi, X. Cheng, A. Cabellos-Aparicio, and P. Barlet-Ros, “Network Digital Twin: Context, Enabling Technologies, and Opportunities,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 60, no. 11, pp. 22–27, 2022.
- [6] N. P. Kuruvatti, M. A. Habibi, S. Partani, B. Han, A. Fellan, and H. D. Schotten, “Empowering 6G Communication Systems With Digital Twin Technology: A Comprehensive Survey,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 112 158–112 186, 2022.
- [7] 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>
- [8] T. Otoshi and M. Murata, “Distributed Beamforming by Multi-Agent Active Inference,” in *2024 International Conference on Computing, Networking and Communications (ICNC)*, 2024, pp. 836–842.



- [9] A. Krayani, K. Khan, L. Marcenaro, M. Marchese, and C. Regazzoni, "A Goal-Directed Trajectory Planning Using Active Inference in UAV-Assisted Wireless Networks," *Sensors*, vol. 23, no. 15, 2023. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/15/6873>
- [10] A. Alkhateeb, "DeepMIMO: A Generic Deep Learning Dataset for Millimeter Wave and Massive MIMO Applications," 2019. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1902.06435>