

# 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

山田 翔太<sup>†</sup> 大歳 達也<sup>††</sup> 村田 正幸<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 大阪大学 大学院情報科学研究科

大阪府吹田市山田丘 1-5

<sup>††</sup> 大阪大学 経済学研究科

大阪府豊中市待兼山町 1-7

E-mail: <sup>†</sup>{sy-yamada,murata}@ist.osaka-u.ac.jp, <sup>††</sup>t-otoshi@econ.osaka-u.ac.jp

**あらまし** 近年, より大容量な無線通信の達成のために, 従来の電波の周波数より高い電波の活用が進んでいる. 高周波数の電波の伝播中の減衰を防ぐために, ビームフォーミングが用いられる. ビームフォーミングにおいて, ビームを決定するためにチャンネル情報が必要となるが, 端末が移動することでチャンネル情報は常に変化するため, リアルタイムな推定が課題である. 本研究では, PRS (Position Reference Signal) の送受信によって測定した位置情報と, 端末と基地局間の信号強度からチャンネル情報を推論し, 能動推論によってビームを決定するビームフォーミング手法を提案する. PRS の送受信には, 本来の通信に使用したいリソースを用いるため, 位置情報を測定する瞬間はスループットが低下する. ゆえに, 本手法では, 位置情報の取得の有無も能動推論によって決定する. シミュレーションの結果, 本手法は, 位置情報を利用しない能動推論と比較して SINR (Signal to Interference and Noise Ratio) の向上が見られ, また, 常に位置情報を利用する能動推論と比較して PRS の送受信によるスループットを抑えられていることが示された.

**キーワード** 自由エネルギー原理, Massive MIMO

## Proposal and Evaluation of a Position-aided Coordinated Beamforming by Active Inference

Shota YAMADA<sup>†</sup>, Tatsuya OTOSHI<sup>††</sup>, and Masayuki MURATA<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

1-5 Yamadaoka, Suita, Osaka, 565-0871 Japan

<sup>††</sup> Graduate School of Economics, Osaka University

1-7 Machikaneyama, Toyonaka, Osaka, 560-0043 Japan

E-mail: <sup>†</sup>{sy-yamada,murata}@ist.osaka-u.ac.jp, <sup>††</sup>t-otoshi@econ.osaka-u.ac.jp

**Abstract** In recent years, the use of higher radio frequencies than conventional ones has been advancing to achieve higher capacity wireless communication. Beamforming is used to prevent attenuation during the propagation of high-frequency radio waves. In beamforming, channel information is required to determine the beam, but because the channel information changes constantly as the terminal moves, real-time estimation is challenging. This study proposes a beamforming method that determines the beam using the position information measured by the transmission and reception of PRS (Position Reference Signal) and infers the channel information from the signal strength between the terminal and the base station, using active inference. Since the transmission and reception of PRS use the resources intended for the original communication, there is a momentary decrease in throughput when measuring the position information. Therefore, in this method, the acquisition of position information is also determined by active inference. Simulation results show that this method improves SINR (Signal to Interference and Noise Ratio) compared to active inference without using position information, and also suppresses throughput due to the transmission and reception of PRS compared to using position information all the time.

**Key words** Free Energy Principle, Massive MIMO

## 1. はじめに

近年、より大容量な無線通信を実現するために、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[1]。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[2]。

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[1]。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[1]。

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情報といい、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情報を推測することで、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播経路が変化するため、チャンネル情報も変化する。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[3]。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。能動推論では、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[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情報が変化するという、行動と環境の変化がある。そこで、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情報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。

チャンネル情報の推定は、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情報に強く影響する。このため、位置情報を利用することで、チャンネル

情報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]。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、一部の通信リソースをPRSのやりとりを使用するため、通信のスループットが低下するというトレードオフの関係がある。こ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標と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[8]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 Massive MIMO によるビームフォーミング

文献[1]では、ミリ波の通信におけるMassive MIMOの利用について論じられている。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、情報を送信する際に、ビームフォーミングとよ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よび $H$ と表す。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。

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

ここで、送りたいデータを $\mathbf{s}$ とする。このとき、チャンネル行列 $H$ に応じて適切な行列 $W$ をかけたものを送信信号 $\mathbf{x} (= W\mathbf{s})$ とすることで、伝播経路の影響を抑えたり利用したりして、通信の性能を向上させることができる。しかし、アンテナ数が多いMassive MIMOでは、正確なチャンネル行列を把握することが困難である。この状況下で、送信データ $\mathbf{s}$ にかける行列 $W$ を

どのように決定するかが課題となっている。

## 2.2 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 [9] 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強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、電波を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、連携を実現させるためには、連携するすべての基地局についてのチャネル情報が必要となり、連携の際にも、チャネル情報の推定が課題となる。

## 2.3 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、受信電力の記録と補完アルゴリズムによってデータベースを作成し、そこから得られる少数のビームの候補から、通信に用いるビームを決定するという手法である。位置情報からビームの候補をあらかじめ絞り込むことで、効率よく適したビームを決定できる。

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。

## 2.4 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定める必要がある。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・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 Release 16 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。他の取得方法として、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 [10]。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。本研究では、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想定する。

PRS によって取得する位置情報の誤差については、文献 [11] 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 RMSE であるとされている。

## 2.5 能動推論

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、環境の状態を推論と、推論結果から決定される環境への行動を通して、脳が事前に好ましいと考えている観測値を得るとされる。

脳は、環境の状態  $s$  を把握するために、環境から観測値  $o$  を用いて推論を行う。この推論では、変分ベイズ法によって、 $s$  の事後分布  $P(s|o, \pi)$  の推論である事後信念  $Q(s|o, \pi)$  を得る。推論を変分ベイズ法によって行うことで、環境に変動が生じた際も、それを自立的に推論結果に反映させることができる。

また、脳は能動的に行動を起こすことによって、環境そのものに変化を及ぼす。能動推論では、最終的な目的達成のために、適切な行動系列  $\pi$  を決定する。行動系列  $\pi$  の決定の際には、以下のように表現される期待自由エネルギー  $G_\pi$  を最小化するように決定される。ここで、 $C$  は脳が観測値について好ましいと考える選好を表す。

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

式 (2) 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、実利的な価値に対応している。

このように、能動推論では、脳は、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のみを求める場合より良く目標を達成することを目指すことができる。

## 3. 提案手法

### 3.1 提案手法の全体像

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。本研究では基地局を能動推論を行うエージェントと定義する。

各基地局は、以下を繰り返すことで能動推論を行う。

- (1) 端末との通信における信号強度と、前ステップで取得を決定しているならば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ネル情報を推論する。
- (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。

また、基地局とは別に、基地局間の連携を行うためのエージェントをおき、 $T$  ステップ毎に、各基地局間の推論結果を用いた推論を行う。

### 3.2 基地局における能動推論

#### 3.2.1 環境から取得する情報

##### a) 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 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 [1]。

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

基地局は、端末との通信における SINR を単位をデシベルにしたのち離散化した値  $o_{\text{SINR}}$  を観測する。

また、位置情報を取得するステップでは、PRS の送受信のため、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。このことを反映するために、位置情報を取得するステップでは、観測する SINR に次のように補正をする。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。

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

そして、 $\text{SINR}'$  を単位変換し離散化した値  $o_{\text{SINR}'}$  を観測する。

#### b) 端末の位置情報

前ステップで位置情報を取得することが決定された場合、基地局から端末までの角度と距離の組を離散化した値を、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。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。

#### a) ビームの形状

ビームの形状を電力と位相の組によって指定する。ここで指定されたビームを用いて次ステップの通信を行う。

位相を指定する行列  $W$  は、文献 [9] より、次で定義される  $W_n (n = 1, 2, 3, 4)$  の中から選択する。

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

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。

#### b) 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、観測値  $o_{\text{SINR}'}$  を最大化することを目的とする。これを反映するために、選好  $C$  は  $o_{\text{SINR}'}$  の値に比例するように設定する。一方、端末の位置に優劣はないため、位置情報で選好の差は与えない。

### 3.3 基地局間連携における推論

基地局間の連携を行うためのエージェントは、 $T$  ステップ毎に、各基地局の情報をもとに推論を行う。

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ためである。

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。このようにして、全体の情報を考慮したチャンネル状態の推論を行い、各基地局はそれにもとづいて能動推論を行う。

## 4. 提案手法の評価

### 4.1 評価環境

本研究では、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 [8] 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ン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

本研究では、O1 Scenario を使用しシミュレーションを行う。O1 Scenario は、屋外を想定して、道路や建物、基地局を配置したものである。周波数は 28GHz とする。

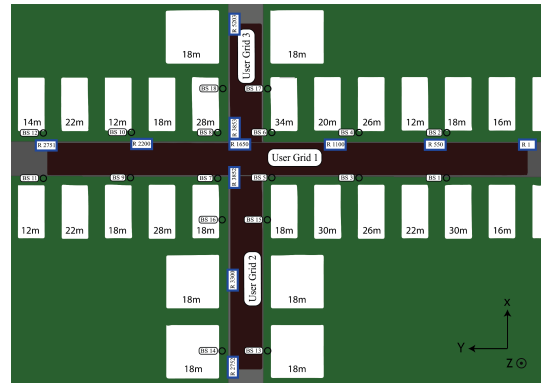


図 1 O1 Scenario ([8] より引用)

道路上を、歩行者を想定した端末 (速さ約 1.4m/s) と、車を想定した端末 (速さ約 57.6km/h) のそれぞれに対するビームフォーミングのシミュレーションを実行する。歩行者を想定した端末は、図 1 の道路 (赤茶色の部分) の両端を移動し、交差点では道路の横断を可能とする。車を想定した端末は、図 1 の道路の中央を移動するものとする。どちらの種類の端末も、移動可能な方向が複数ある場合は、来た方向を除く方向の中から等確率で移動方向を選択するものとする。また、表 1 は、本研究での DeepMIMO の主なパラメータの設定である。値の決定には文献 [13] を参考にした。

表 1 DeepMIMO の主なパラメータ

パラメータ	値
基地局のアンテナ数	4
端末のアンテナ数	1
基地局のアンテナ間隔	半波長
帯域幅	0.4GHz
OFDM サブキャリアの総数	6666
考慮するサブキャリアの個数	1

#### 4.1.2 提案手法におけるパラメータの影響

表2 提案手法におけるパラメータ

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	1回/5回推論	
SINRの離散化レベル	区間 [-100dB,50dB] 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	

本シミュレーションにおいて、提案手法のパラメータを表2のように設定する。まず、推論頻度において、頻度を上げることによって端末の移動などによる環境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、本研究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。本研究では距離の離散化レベルを十分小さくすることで、位置情報の誤差は無視できるものと仮定している。文献[11]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、本研究では距離を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。

#### 4.2 実行結果

##### 4.2.1 歩行者を想定したシミュレーション結果

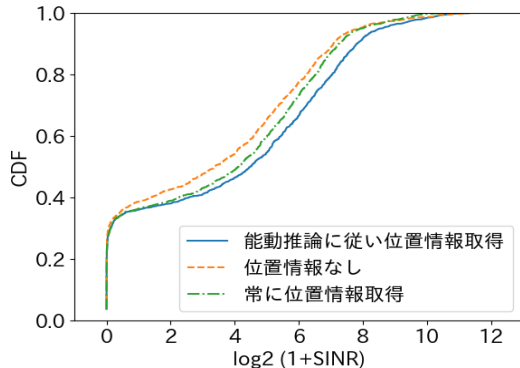


図2 位置情報の利用方法におけるスループットのCDFの比較(歩行者想定)

図2は、シミュレーション中に基地局が観測した  $SINR'$  のそれぞれについて、 $\log_2(1 + SINR')$  を計算し、その値の累積分布を、位置情報の利用方法ごとに比較したものである。これを見ると、位置情報の取得を能動推論によって決定する場合のほうが、位置情報を利用しない場合よりも、低い  $\log_2(1 + SINR')$  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。

また、位置情報を常に取得する場合と、位置情報の取得を能動推論によって決定する場合を比較すると、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の決定をすることも、ビームフォーミングの性能の向上の要因になっていると考えられる。

現実的には信号を送信している限り 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分において、DeepMIMO が生成したチャンネル行列が零行列になるため、シミュレーション上で 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。

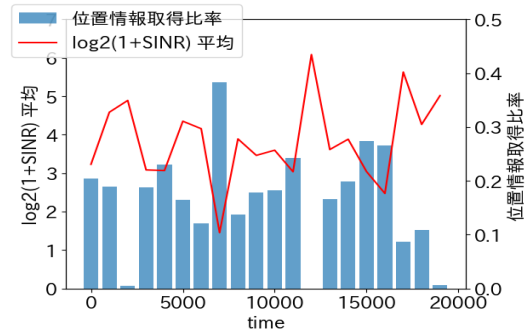


図3 位置情報の取得頻度とスループット

次に、図3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、 $\log_2(1 + SINR')$  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、スループットが低くなるほど頻りに位置情報を取得する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3において、位置情報を頻り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、端末の移動による環境変化によるものであり、そして、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。

##### 4.2.2 車を想定したシミュレーションの結果

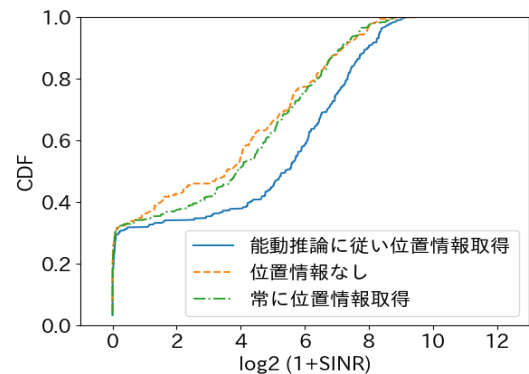


図4 位置情報の利用方法におけるスループットのCDFの比較(車想定)



図4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 $\log_2(1+\text{SINR}')$ 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、低いスループットをとる頻度が減少し、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。

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を比較すると、車の場合でも、位置情報の取得を能動推論によって決定することで、PRS送受信のコストを抑えつつ、性能を向上させることができていることがわかる。

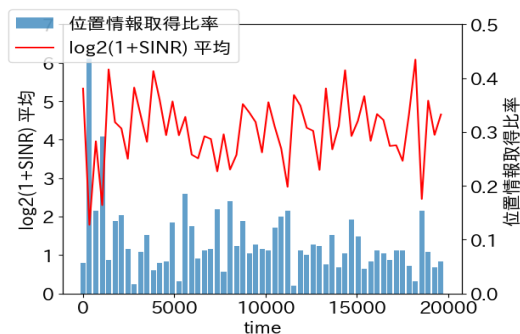


図5 位置情報の取得頻度とスループット(車想定)

図5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3と同様にして集計したグラフである。推論の間の端末の移動距離は、歩行者の場合の約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、スループットに応じて位置情報の取得が行われていることがわかる。

以上から、環境の変動が歩行者より激しい車の場合でも、本手法が有効であるとわかる。

## 5. おわりに

本研究では、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。本研究では、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ず変わらず、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。

## 文献

- [1] T. Kebede, Y. Wondie, J. Steinbrunn, H.B. Kassa, and K.T. Konegay, "Precoding and Beamforming Techniques in mmWave-Massive MIMO: Performance Assessment," *IEEE Access*, vol.10, pp.16365–16387, 2022.
- [2] M. Xiao, S. Mumtaz, Y. Huang, L. Dai, Y. Li, M. Matthaiou, G.K. Karagiannidis, E. Bjrnsen, 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.
- [3] 大歳達也, 村田正幸, "位置と伝搬チャネルの能動的推論による基地局間協調送受信," *信学技報*, vol.123, no.340, pp.181–186, 2024.
- [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. <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. <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. delPeral-Rosado, J.A. Lpez-Salcedo, and G. Seco-Granados, "Evaluation of 5g positioning performance based on utdoa, aoa and base-station selective exclusion". *Sensors* 2022, 22, 101. <https://doi.org/10.3390/s22010101>.
- [8] W.I. Lab, "DeepMIMO," <http://www.deepmimo.net/>. Accessed on 01/17/2024.
- [9] 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. <https://www.infocomm-journal.com/jcin/EN/10.23919/JCIN.2022.9815200>
- [10] 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.
- [11] R.M. Ferre, G. Seco-Granados, and E.S. Lohan, "Positioning Reference Signal design for positioning via 5G". *Finnish URSI Convention on Radio Science*, 2019, URSI, <https://www.ursi.fi/2019/>.
- [12] A. Alkhateeb, S. Alex, P. Varkey, Y. Li, Q. Qu, and D. Tujkovic, "Deep Learning Coordinated Beamforming for Highly-Mobile Millimeter Wave Systems," *IEEE Access*, vol.6, pp.37328–37348, 2018.
- [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. [https://www.soumu.go.jp/main\\_content/000565878.pdf](https://www.soumu.go.jp/main_content/000565878.pdf)