

近似的メッセージ伝搬法に基づく通信路とデータの同時推定

藤塚 拓実

2016 年 12 月 5 日

目次

第 1 章	はじめに	2
1.1	研究背景	2
1.2	大規模 MIMO(Massive MIMO)	2
1.3	パイロット汚染 (Pilot Contamination)	3
1.4	研究目的	4
1.5	研究内容	4
1.6	論文構成	4
第 2 章	提案手法	5
2.1	アップリンクマルチユーザ MIMO	5
2.2	通信路推定とデータ推定	5
第 3 章	APM アルゴリズムの導出	8
3.1	近似的確率伝搬法 (Belief Propagation BP)	8
3.2	近似的メッセージ伝播法 (Approximate Message Passing AMP)	8
参考文献		9

第 1 章

はじめに

1.1 研究背景

2020 年東京オリンピック・パラリンピック大会に向けて、日本国内の情報通信基盤 (ICT) を飛躍的に向上させる戦略が、総務省を中心として活発になっている。その戦略の一つとして、第 5 世代移動通信システム (以下「5G」) の実現がある。[1]

近年スマートフォンのような高機能端末が一般層へ広く普及したことを起爆剤として、M2M や IoT が拡大していくことが予想されている。そのため、現行の 4G/LTE よりもさらに、超高速・大容量のモバイル通信ネットワークとして、5G の実現が求められる [2]。

1.2 大規模 MIMO(Massive MIMO)

5G の中心的役割を担う技術が、大規模 MIMO(massive MIMO) である。MIMO(Multiple Input Multiple Output) とは、送受信側が複数のアンテナを持ち合わせ持つことにより、データレート増加、ダイバーシチによる特性改善を図ることができるものである [3]。4G/LTE で既に使用されている MIMO では、基地局 (受信側) のアンテナは 2,4,8 本程度しか持ち合わせていないが、大規模 MIMO は、同一の基地局を利用するユーザ数十人を、100 以上の受信アンテナでカバーすることで、多入力、多出力のシステムを実現する。図 1.1 に概念図を示す。

大規模 MIMO では、ユーザと受信側がともに複数のアンテナを持ち合わせるポイント・ツー・ポイント (point-to-point)MIMO ではなく、単一のアンテナを持つ複数人のユーザが多数のアンテナを持つ受信機にアクセスするマルチユーザ MIMO を想定する。なぜならば、ユーザが複数アンテナを保持すると、端末が高価になり、かつ端末の中の距離が近いアンテナ同士が干渉を起こし、重複による利得が減衰する可能性があるためである [4]。

大規模 MIMO の時分割複信 (TDD) システムでは、アップリンク (ユーザから基地局への通信) で得られた通信路状態情報 (CSI) をもとに、ダウンリンク (基地局からユーザへの通信) では、プリコーディングを行うことで、ダウンリンクの通信を容易にする。よって、アップリンクの CSI 推定が非常に重要な処理となる。CSI を推定する際、アンテナ数を無限大に考えた場合、無相関のノイズや高速フェージングの影響は無視できるが、パイロット汚染 (Pilot Contamination)[4] と呼ばれる問題が現象が発生する。

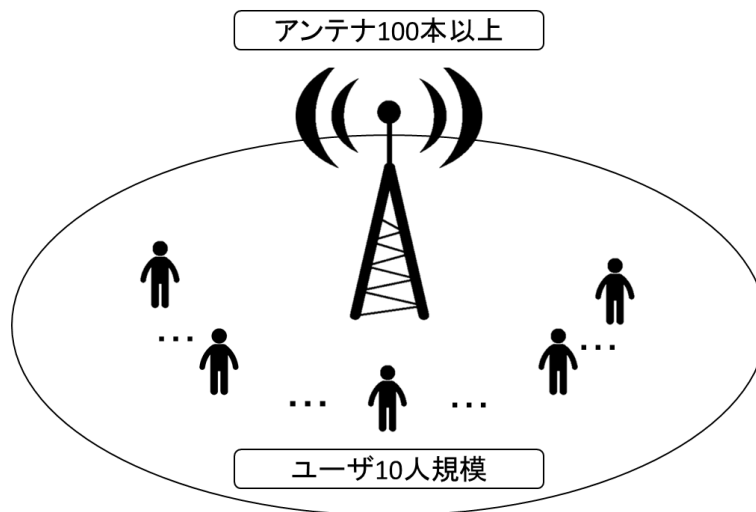


図 1.1 大規模 MIMO の概念図

1.3 パイロット汚染 (Pilot Contamination)

データを送信する際、ユーザはパイロット信号と呼ばれる基地局側にも既知のデータを送ることで、基地局側は CSI を推定するが、あるユーザ同士が同じパイロットを送信してしまうと、基地局が通信路を学習する過程で、誤って別のユーザの通信路を学習してしまう現象がパイロット汚染である。パイロット信号を送信する時間が短いと、パイロット信号が等しくなる可能性が高くなるため、パイロット汚染が発生しやすい。つまり、パイロット信号に必要な時間は基地局のアンテナ数には依存せず、ユーザの数に依存して増大してしまう。

パイロット汚染を抑制する方法として、基地局ごとにパイロットの送信を時間シフトさせて送信する [5] 方法がある (図 1.2 を参照)。隣接する基地局は、お互いのユーザの信号を受け取ってしまうが、パイロット信号を送信する時間をずらすことで、パイロット汚染を防ぎ、基地局間干渉を抑制することができる。本研究では、パイロット信号を時間シフトさせてシミュレーションを行った。

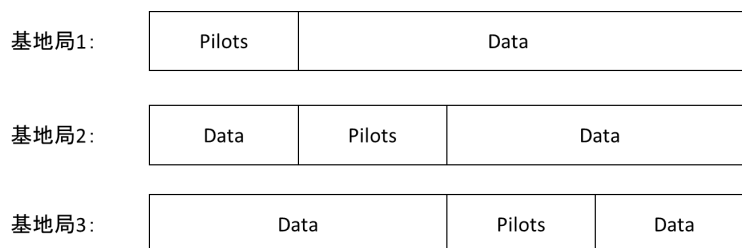


図 1.2 パイロット行列を時間シフトしたデータ構造 出典：[5]Fig.1 を修正

1.4 研究目的

大規模 MIMO では、100 本以上の基地局のアンテナの受信情報を効率的に演算し、送信信号を復調する必要がある。実際の大規模 MIMO システムでは、基地局間干渉が発生するため、受信側の基地局では、別の基地局のユーザからの干渉を受けることになる。本研究では、アップリンクにおいて、基地局側で通信路と送信データを同時に推定することを想定し、シミュレーションを行うことを目的とする。その際、基地局間干渉を考慮したうえで、基地局側が信号を復調する際、別の基地局の信号と自身の基地局の信号を分離できるような計算方法を確立することを目指す。

1.5 研究内容

大規模 MIMO の復調の計算方法として、近似的メッセージ伝搬法 (Approximate Message Passing 以下「AMP」) を用いる。AMP は、人口知能分野で提案された確率伝播法 (Belief Propagation BP) を基礎として発展した統計学的手法であり、もともとは、圧縮センシングの分野で提案された手法である [6]。

AMP アルゴリズムを用いて、二つの行列の積の情報より、元の二つの行列を推定する体系的な理論は、参考文献 [7] の著者である樺島祥介氏らによって考案された。参考文献 [7] では、あくまで、体系的な理論を説明し、広い範囲において適応できるシミュレーションにとどまっているが、本研究では大規模 MIMO の基地局間干渉がある事象に的を絞った。具体的には、図 1.3 に示すように、推定する二つの行列を通信路と送信データとして、送信データにはパイロット信号を付加する。さらに、二つの行列の積の結果に白色雑音を足したものを大規模 MIMO のアンテナが受け取る受信信号として、受信信号より通信路と送信データを推定する。

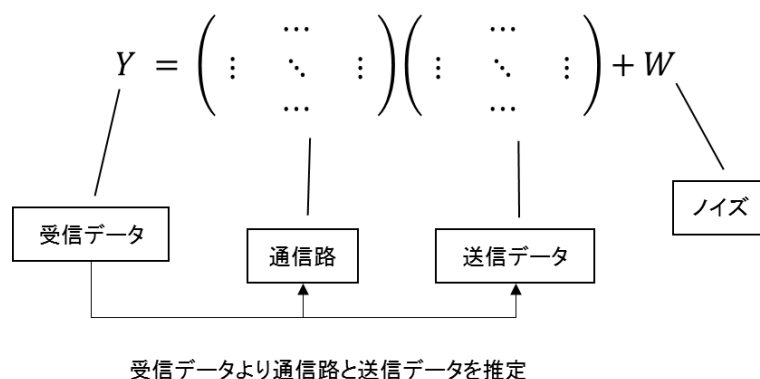


図 1.3 想定しているシステムの行列

1.6 論文構成

第 2 章

提案手法

2.1 アップリンクマルチユーザ MIMO

本研究は、複数ユーザが基地局に情報を送るアップリンクを想定して研究を行った。ユーザ数を K 、受信アンテナ数を N とし、ユーザは単一の送信アンテナを持つことを想定する。また、簡単のため、フェージング係数が観測時間 T の間一定であるブロックフェージング通信路を仮定する。受信信号 $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{N \times T}$ は式 (2.1) にて与えられる。

$$\mathbf{Y} = \frac{1}{\sqrt{N}} \mathbf{H} \mathbf{X} + \mathbf{W}. \quad (2.1)$$

$\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{K \times T}$ は全ユーザの送信信号であり、 $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N \times K}$ はすべてのユーザとアンテナ間のフェージング係数である。ここで、 \mathbf{H} に関して、すべての行列成分は、互いに独立で同一の分布 (independent and identically distribution : i.i.d) のレイリーフェージングに従うと仮定する。具体的には、それぞれが独立した円対称複素ガウス雑音 (circularly symmetric complex Gaussian : CSCG) であり、分散は 1 とした。また、 $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{N \times T}$ は受信時に生じる雑音のことであり、それぞれが独立した円対称複素ガウス雑音で、分散は N_0 とした。

ここで、基地局間干渉のため、ユーザーを二つのグループに分ける。一方のグループは自分の基地局のエリアに存在するユーザで、 $K/2$ 人で構成され、残る $K/2$ 人のユーザは別の基地局のエリアのユーザであり、自分の基地局の信号に干渉してくる。これを踏まえ、 \mathbf{X} を式 (2.2) のように定義する。

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} \mathbf{X}_{11} & \mathbf{X}_{12} & \mathbf{P} \\ \mathbf{P} & \mathbf{X}_{21} & \mathbf{X}_{22} \end{pmatrix} \quad (2.2)$$

\mathbf{P} は $K/2 \times T_p$ のパイロット行列であり、基地局側にとってこの信号は既知である。 \mathbf{X} の行方向は観測時間 T であるので、 \mathbf{P} の送信時間の違いによって、行列 (2.2) は上半分と下半分で基地局を分けている。また、 \mathbf{X} 信号はそれぞれ、式 (2.3) のような電力 1 の QPSK 信号である。電力 1 というのは、ユーザの長期的な平均電力とする。

$$x_{kt} = \{u + jv : u, v = \pm \sqrt{1/2}\}. \quad (2.3)$$

2.2 通信路推定とデータ推定

受信側で推定するデータを $\hat{\mathbf{X}}$ として、ここでは、推定するデータは事後平均推定

$$\hat{\mathbf{X}} = \mathbb{E}[\mathbf{X} | \mathbf{Y}, \mathbf{P}] \quad (2.4)$$

を目標とする．しかし，大規模 MIMO システムでは，式 (2.4) を現実的な時間で解くことは，不可能である．そこで，AMP アルゴリズムを用いる．詳しい式の導出は，3 にて説明する．AMP アルゴリズムを使う条件として， N, K, T, T_p が無限大に近く， $\alpha = K/N$ ， $\beta = T/N$ ， $\tau = T_p/T$ が一定で保たれる必要がある．AMP アルゴリズムでは，表 2.1 で示される 8 つのメッセージをそれぞれ交換することで推定を行っていく．初期値として，パイロット信号が入っている $(k, t) \in \{1, \dots, K/2\} \times \{T - T_p + 1, \dots, T\}$ もしくは $(k, t) \in \{K/2 + 1, \dots, K\} \times \{1, \dots, T_p\}$ のとき， $\hat{x}_{kt} = x_{kt}$ ， $\xi_{kt} = 0$ となり，パイロット信号が入っていない，それ以外の成分は $\hat{x}_{kt} = 0$ ， $\xi_{kt} = 1$ とした．また， (n, t) の要素は， $\hat{h}_{nt} = 0$ ， $\eta_{nt} = 1$ とした．

表 2.1 AMP アルゴリズムで使用されるメッセージ

\hat{x}_{kt}	x_{kt} の事後平均
ξ_{kt}	x_{kt} の事後分散
\bar{x}_{kt}	x_{kt} の外部平均
$\bar{\xi}_{kt}$	x_{kt} の外部分散
\hat{h}_{nk}	h_{nk} の事後平均
η_{nk}	h_{nk} の事後分散
\bar{I}_{nt}	y_{nt} の干渉の平均
ζ_{nt}	y_{nt} の干渉の分散

ここで，各メッセージを計算するための定義式を記す．まず，干渉を差し引いた出力 $z \in \mathbb{C}$ は

$$z_{nt} = \frac{y_{nt} - \bar{I}_{nt}}{N_0 + \zeta_{nt}} \quad (2.5)$$

と定義する．さらに， $\Re[x_{kt}]$ の軟判定関数として，以下のような関数を定義する．

$$f_k(u; v) = \frac{e^{2u/v} - e^{-2u/v}}{e^{2u/v} + e^{-2u/v}}. \quad (2.6)$$

さらに，複素関数 $A_{kt}(z)$ として，以下のような関数を定義する．

$$A_{kt}(z) = \Re[z] \frac{\partial f_k}{\partial u}(\Re[\bar{x}_{kt}]; \bar{\xi}_{kt}) + j \Im[z] \frac{\partial f_k}{\partial u}(\Im[\bar{x}_{kt}]; \bar{\xi}_{kt}). \quad (2.7)$$

次に，データ推定に関わるメッセージの式を以下に示す．

$$\hat{x}_{kt} = f_k(\Re[\bar{x}_{kt}], \bar{\xi}_{kt}) + j f_k(\Im[\bar{x}_{kt}], \bar{\xi}_{kt}), \quad (2.8)$$

$$\xi = 1 - |\hat{x}_{kt}|^2, \quad (2.9)$$

$$\bar{x}_{kt} = \frac{\bar{\xi}_{kt}}{\sqrt{N}} \sum_{n=1}^N \hat{h}_{nk}^* z_{nt} + \left(1 - \frac{\bar{\xi}_{kt}}{\sqrt{N}} \sum_{n=1}^N \eta_{nk} |z_{nt}|^2\right) \hat{x}_{kt}, \quad (2.10)$$

$$\bar{\xi}_{kt} = \left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{|\hat{h}_{nk}|^2}{N_0 + \zeta_{nt}} \right)^{-1}. \quad (2.11)$$

次に，通信路推定に関するメッセージの式を示す．

$$\hat{h}_{nk} = \frac{\eta_{nk}}{\sqrt{N}} \sum_{t=1}^T \hat{x}_{kt}^* z_{nt} + (1 - \eta_{nk}) \hat{h}_{nk} - \frac{\eta_{nk}}{N} \sum_{t=1}^T \bar{\xi}_{kt} A_{kt}^* \left(\hat{h}_{nk}^* z_{nt} \right) z_{nt}, \quad (2.12)$$

$$\left(1 + \frac{1}{N} \sum_{t=1}^T \frac{|\hat{x}_{kt}|^2}{N_0 + \zeta_{nt}}\right)^{-1}. \quad (2.13)$$

最後に，干渉に関するメッセージの式を示す．

$$\bar{I}_{nt} = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=1}^K \hat{h}_{nk} \hat{x}_{kt} - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^K \bar{\xi}_{kt} A_{kt} \left(\hat{h}_{nk}^* z_{nt} \right) \hat{h}_{nk} - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^K \eta_{nk} |\hat{x}_{kt}|^2 z_{nt}, \quad (2.14)$$

$$\zeta_{nt} = \sum_{k=1}^K \left(\eta_{nk} \xi_{kt} + \eta_{nk} |\hat{x}_{kt}|^2 + |\hat{h}_{nk}|^2 \xi_{kt} \right) \quad (2.15)$$

AMP アルゴリズムでは，式 (2.8)-(2.15) を解くことで，通信路とデータを同時推定する．

第 3 章

APM アルゴリズムの導出

3.1 近似的確率伝搬法 (Belief Propagation BP)

3.2 近似的メッセージ伝播法 (Approximate Message Passing AMP)

参考文献

- [1] 鈴木 茂樹, “2020 年に向けた情報通信基盤整備の戦略,” 2014, 2016 年 11 月 22 日閲覧
<https://www.nic.ad.jp/ja/materials/iw/2014/proceedings/d2/d2-suzuki.pdf>
- [2] 須山 聡, シン キュン, 小原 辰徳, 角 誠, 中島 光雅, 奥村 幸彦, “高周波数帯を用いた超高速 MassiveMIMO 伝送の基本特性”, 信学技報, 2014 年 3 月.
- [3] Abdera Goldsmith, “Wireless Communication”, Cambridge University Press, 2005, (訳) 小林 岳彦・岩切 直彦・大坐畠 智・幸谷 智・高橋 賢・森 香津夫・山崎 彰一郎, “ゴールドスミス ワイヤレス通信工学 基礎理論から MIMO, OFDM, アドホックネットワークまで”, 丸善株式会社, , p.297, 2007
- [4] Thomas L. Marzetta, “Noncooperative Cellular Wireless with Unlimited Numbers of Base Station Antennas ”, IEEE TRANSACTIONS ON WIRELESS COMMUNICATIONS, VOL. 9, NO. 11, pp-3590-3600, NOVEMBER 2010
- [5] Kumar Appaiah, Alexei Ashikhmin, Thomas L. Marzetta, “Pilot Contamination Reduction in Multi-user TDD Systems”, 2010 IEEE International Conference on Communications, VOL. 9, NO. 11, NOVEMBER 2010
- [6] Thomas L. Marzetta, , “ Message-passing algorithms for compressed sensing, ” Proc. Nat. Acad. Sci. USA, 2009.
- [7] Yoshiyuki Kabashima, Florent Krzakala, Marc Mzard, Ayaka Sakata, and Lenka Zdeborov, “Phase Transitions and Sample Complexity in Bayes-Optimal Matrix Factorization ” , IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION THEORY, VOL. 62, NO. 7, 2016