

メッセージ伝播復調法の課題と展望

CS研究会 特別招待講演
2024年3月14日

豊橋技術科学大学
電気・電子情報工学系
准教授 竹内啓悟

大規模MIMOアップリンク

N 人のユーザから単一基地局への無線伝送モデル

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{w}, \quad \mathbf{w} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I}_M)$$

$\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_M)^T \in \mathbb{R}^M$: M 次元受信ベクトル

$\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_N)^T \in \mathbb{R}^N$: N 次元送信ベクトル

$\mathbf{w} = (w_1, \dots, w_M)^T \in \mathbb{R}^M$: M 次元ノイズベクトル

$\mathbf{A} = [A_{mn}] \in \mathbb{R}^{M \times N}$: M 行 N 列の通信路行列

復調問題の目的

受信ベクトル \mathbf{y} と通信路行列 \mathbf{A} に関する情報を使って、**最小限の計算量**かつ**ベイズ最適**な性能で送信ベクトル \mathbf{x} を推定せよ。

メッセージ伝播法のまとめ

アルゴリズム	計算量	通信路行列	性能
近似的メッセージ伝播法 (AMP) [1]	$O(tMN)$ t : 反復回数	i.i.d.ガウス	最適
直交/ベクトルAMP (OAMP [2]/VAMP [3])	$O(tMN + M^3 + M^2N)$	右直交不変	最適
畳み込みAMP (CAMP) [4]	$O(tMN)$	右直交不変	最適?
メモリAMP (MAMP) [5]	$O(tMN)$	右直交不変	最適?

[1] D. L. Donoho, A. Maleki, and A. Montanari, "Message-passing algorithms for compressed sensing," *Proc. Nat. Acad. Sci.*, vol. 106, no. 45, pp. 18 914–18 919, Nov. 2009.

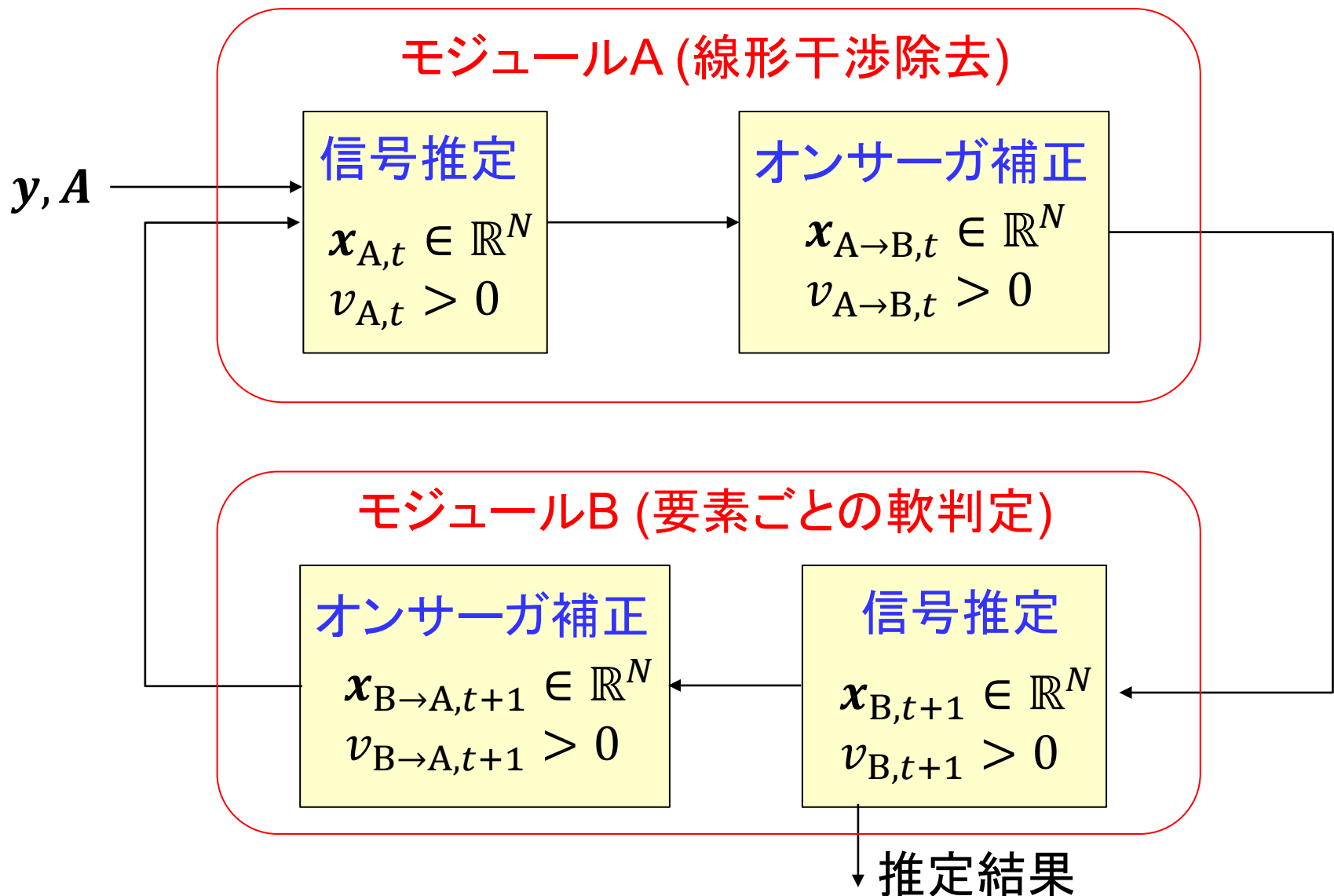
[2] J. Ma and L. Ping, "Orthogonal AMP," *IEEE Access*, vol. 5, pp. 2020–2033, Jan. 2017.

[3] S. Rangan, P. Schniter, and A. K. Fletcher, "Vector approximate message passing," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 65, no. 10, pp. 6664–6684, Oct. 2019.

[4] K. Takeuchi, "Bayes-optimal convolutional AMP," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 67, no. 7, pp. 4405–4428, Jul. 2021.

[5] L. Liu, S. Huang, and B. M. Kurkoski, "Memory AMP," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 68, no. 12, pp. 8015–8039, Dec. 2022.

従来型メッセージ伝播法の概要



近似的メッセージ伝播法[1]

モジュールA(整合フィルタ推定)

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{A \rightarrow B,t} &= \mathbf{x}_{B,t} + \mathbf{A}^T \mathbf{z}_t, & \mathbf{z}_t &= \mathbf{y} - \mathbf{A} \mathbf{x}_{B,t} + \frac{N v_{B,t}}{M v_{A \rightarrow B,t-1}} \mathbf{z}_{t-1}. \\ v_{A \rightarrow B,t} &= \sigma^2 + \frac{N}{M} v_{B,t}, & & \text{オンサーガ補正} \end{aligned}$$

モジュールB(要素ごとの軟判定)

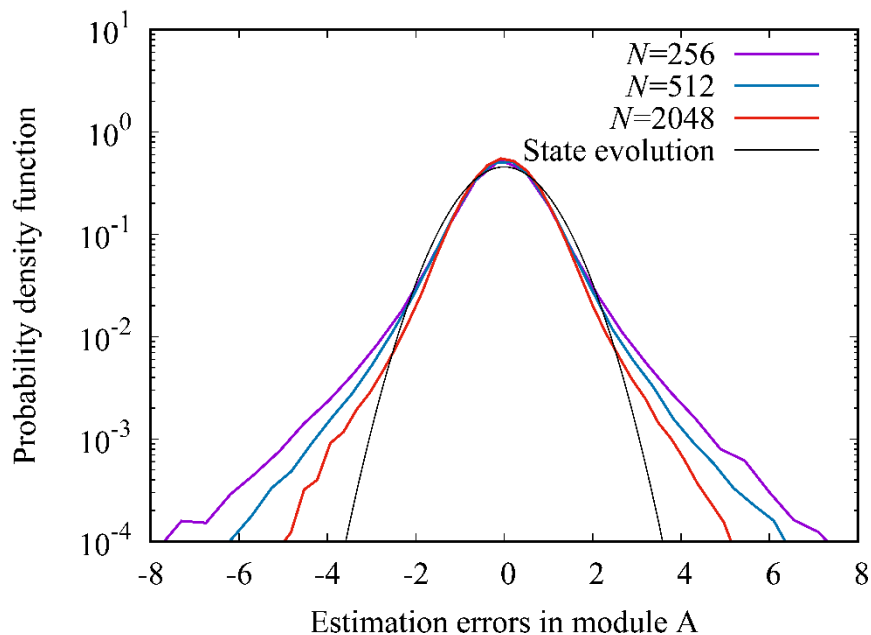
$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{B,t+1} &= \mathbb{E}[\mathbf{x} | \mathbf{x}_{A \rightarrow B,t}, v_{A \rightarrow B,t}], \\ v_{B,t+1} &= \frac{1}{N} \mathbb{E} \left[\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_{B,t+1}\|^2 | \mathbf{x}_{A \rightarrow B,t}, v_{A \rightarrow B,t} \right] \end{aligned}$$

仮想的なガウス通信路

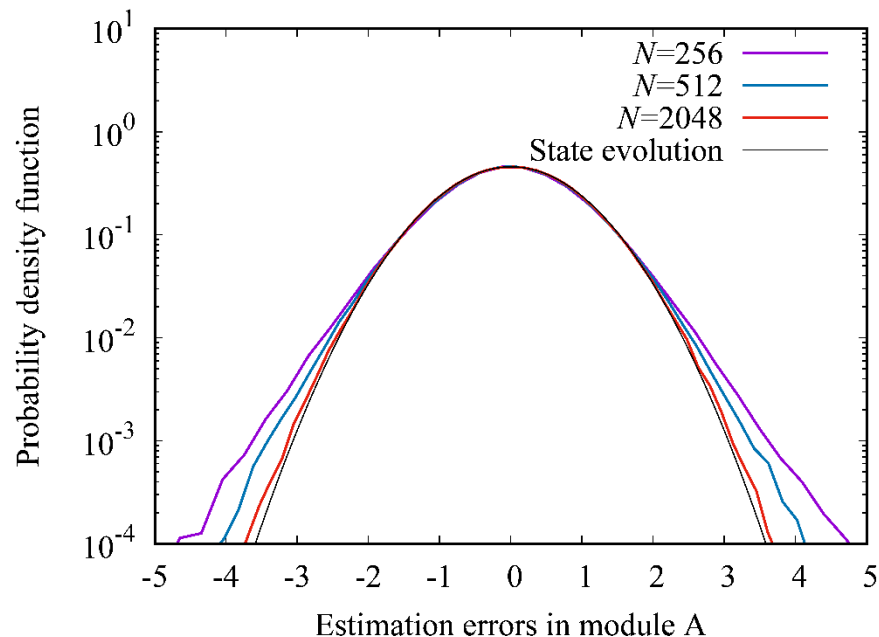
$$\mathbf{x}_{A \rightarrow B,t} = \mathbf{x} + \mathbf{h}_t, \quad \mathbf{h}_t \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, v_{A \rightarrow B,t} \mathbf{I}_N).$$

推定誤差 $\mathbf{x}_{A \rightarrow B,t} - \mathbf{x}$ がガウス分布することを想定

オンサーガ補正の効果



補正なし



補正あり

圧縮比	$M/N = 0.5$
送信信号	信号密度0.1のベルヌーイ・ガウス信号
通信路行列	i.i.d.ガウス行列
信号対雑音比(SNR)	30 dB
反復回数	2回

直交/ベクトルAMP [2, 3]

モジュールA (LMMSE推定)

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{A,t} &= \mathbf{x}_{B \rightarrow A,t} + \mathbf{A}^T \boldsymbol{\Sigma}_t^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{A} \mathbf{x}_{B \rightarrow A,t}), & \boldsymbol{\Sigma}_t &= \frac{\sigma^2}{v_{B \rightarrow A,t}} \mathbf{I}_M + \mathbf{A} \mathbf{A}^T, \\ v_{A,t} &= \frac{v_{B \rightarrow A,t}}{N} \text{Tr}(\mathbf{I}_N - \mathbf{A}^T \boldsymbol{\Sigma}_t^{-1} \mathbf{A}), \\ \mathbf{x}_{A \rightarrow B,t} &= \frac{\mathbf{x}_{A,t} - \xi_{A,t} \mathbf{x}_{B \rightarrow A,t}}{1 - \xi_{A,t}}, & v_{A \rightarrow B,t} &= \frac{\xi_{A,t} v_{B \rightarrow A,t}}{1 - \xi_{A,t}}, & \xi_{A,t} &= \frac{v_{A,t}}{v_{B \rightarrow A,t}}. \end{aligned}$$

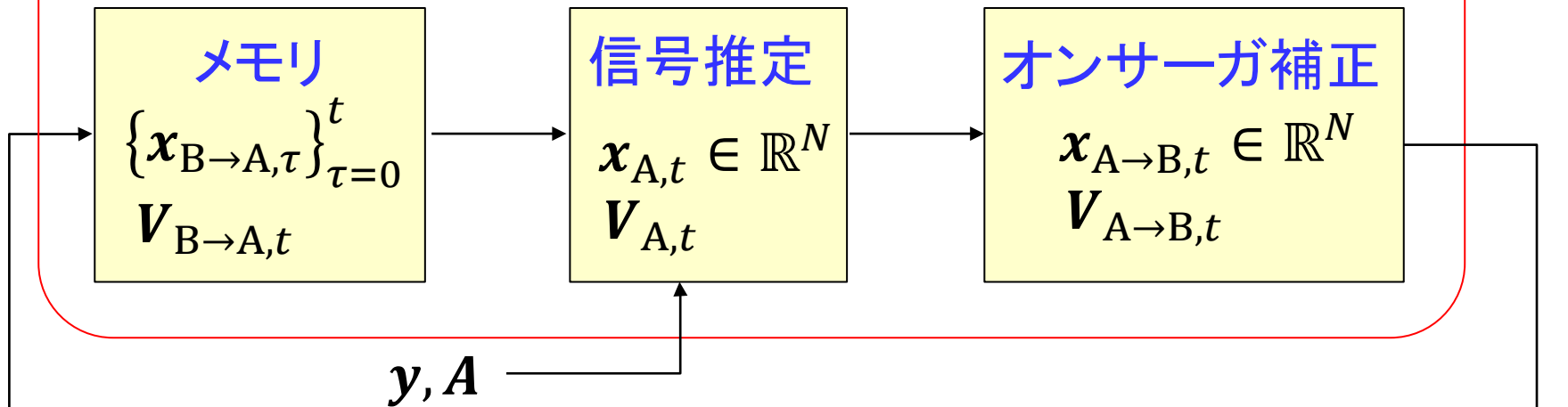
モジュールB (要素ごとの軟判定)

オンサーガ補正

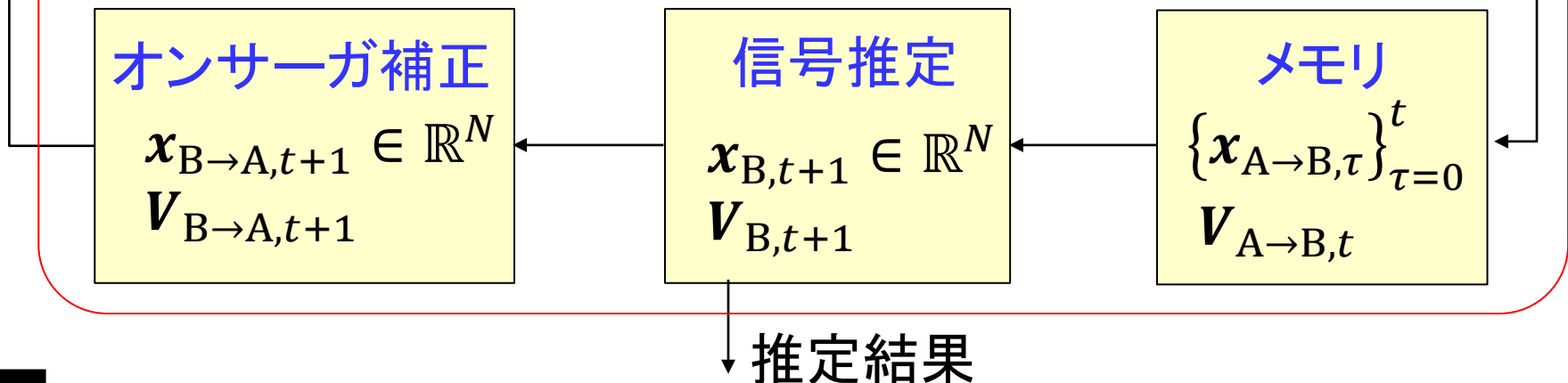
$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{B,t+1} &= \mathbb{E}[\mathbf{x} | \mathbf{x}_{A \rightarrow B,t}, v_{A \rightarrow B,t}], \\ v_{B,t+1} &= \frac{1}{N} \mathbb{E} \left[\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_{B,t+1}\|^2 | \mathbf{x}_{A \rightarrow B,t}, v_{A \rightarrow B,t} \right] \end{aligned} \quad \left. \vphantom{\begin{aligned} \mathbf{x}_{B,t+1} \\ v_{B,t+1} \end{aligned}} \right) \text{AMPと同定義}$$
$$\mathbf{x}_{B \rightarrow A,t} = \frac{\mathbf{x}_{B,t+1} - \xi_{B,t} \mathbf{x}_{A \rightarrow B,t}}{1 - \xi_{B,t}}, \quad v_{B \rightarrow A,t} = \frac{\xi_{B,t} v_{A \rightarrow B,t}}{1 - \xi_{B,t}}, \quad \xi_{B,t} = \frac{v_{B,t+1}}{v_{A \rightarrow B,t}}.$$

長期記憶型メッセージ伝播法の概要

モジュールA (線形干渉除去)



モジュールB (要素ごとの軟判定)



畳み込みAMP (CAMP) [4]

モジュールA (整合フィルタ推定)

$\rho_{A^T A}$: $A^T A$ の漸近固有値分布

$$\mathbf{z}_t = \mathbf{y} - A\mathbf{x}_{B,t} + \sum_{\tau=0}^{t-1} \xi_{\tau}^{(t-1)} g_{t-\tau} \mathbf{z}_{\tau}, \quad \xi_{\tau}^{(t-1)} = \prod_{t'=\tau}^{t-1} \frac{v_{B,t'+1,t'+1}}{v_{A \rightarrow B,t',t'}}$$
$$\mathbf{x}_{A \rightarrow B,t} = \mathbf{x}_{B,t} + A^T \mathbf{z}_t, \quad \mathbf{V}_{A \rightarrow B,t} = \Phi_t^{\text{CAMP}}(\mathbf{V}_{A \rightarrow B,t-1}, \mathbf{V}_{B,t}; \rho_{A^T A}).$$

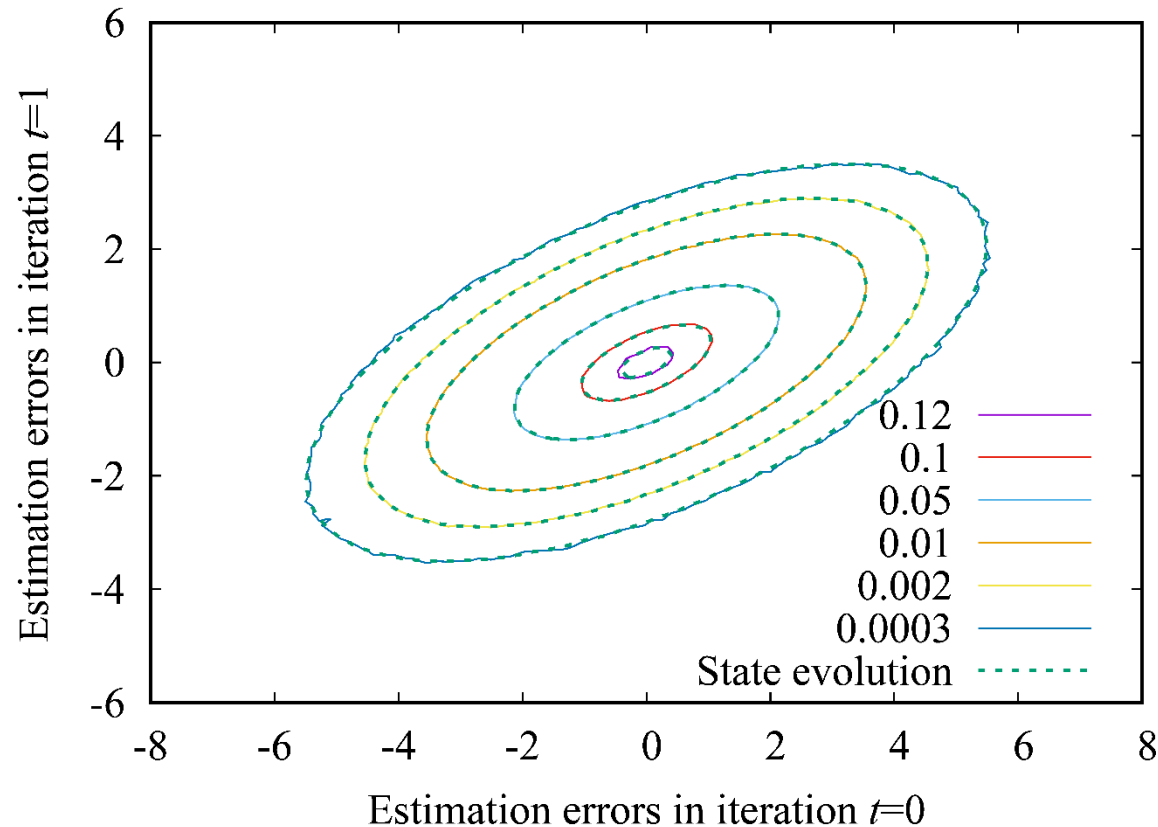
タップ係数 $g_{\tau} \in \mathbb{R}$ と共分散行列 $\mathbf{V}_{A \rightarrow B,t}$ は状態発展法で設計する。

モジュールB (要素ごとの軟判定)

$$\mathbf{x}_{B,t+1} = \mathbb{E}[\mathbf{x} | \mathbf{x}_{A \rightarrow B,t}, v_{A \rightarrow B,t}],$$
$$v_{B,t+1,t'+1} = \frac{1}{N} \mathbb{E} \left[(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{B,t+1})^T (\mathbf{x} - \mathbf{x}_{B,t'+1}) | \mathbf{x}_{A \rightarrow B,t}, \mathbf{x}_{A \rightarrow B,t'} \right]$$

$$\mathbf{x}_{A \rightarrow B,t} = \mathbf{x} + \mathbf{h}_t, \quad (\mathbf{h}_t, \mathbf{h}_{t'}) \sim \mathcal{N} \left(\mathbf{0}, \begin{bmatrix} v_{A \rightarrow B,t,t} \mathbf{I} & v_{A \rightarrow B,t,t'} \mathbf{I} \\ v_{A \rightarrow B,t',t} \mathbf{I} & v_{A \rightarrow B,t',t'} \mathbf{I} \end{bmatrix} \right)$$

誤差の同時確率密度関数の等高線



システムサイズ	$M = 8192, N = 16384$
送信信号	信号密度0.1のベルヌーイ・ガウス信号
通信路行列	条件数5の右直交不変行列
信号対雑音比(SNR)	30 dB

勾配降下法による逆行列演算の近似

OAMP/VAMPにおける逆行列演算

$$\mathbf{z}_t = c_t \mathbf{\Sigma}_t^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{A} \mathbf{x}_{B \rightarrow A, t}) \iff \mathbf{\Sigma}_t \mathbf{z}_t = c_t (\mathbf{y} - \mathbf{A} \mathbf{x}_{B \rightarrow A, t})$$

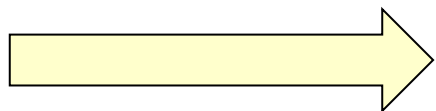
$c_t \in \mathbb{R}$ は任意定数

2次最適化問題としての定式化

$$\mathbf{z}_t = \operatorname{argmin}_{\mathbf{z} \in \mathbb{R}^M} f_t(\mathbf{z}), \quad f_t(\mathbf{z}) = \frac{1}{2} \mathbf{z}^T \mathbf{\Sigma}_t \mathbf{z} - c_t (\mathbf{y} - \mathbf{A} \mathbf{x}_{B \rightarrow A, t})^T \mathbf{z}.$$

勾配降下法による近似

$$\mathbf{z}_t^{(i+1)} = \mathbf{z}_t^{(i)} - \epsilon_t \nabla f_t(\mathbf{z}_t^{(i)}) = (\mathbf{I} - \epsilon_t \mathbf{\Sigma}_t) \mathbf{z}_t^{(i)} + \epsilon_t c_t (\mathbf{y} - \mathbf{A} \mathbf{x}_{B \rightarrow A, t})$$



$\epsilon_t > 0$ の最適化

$$\mathbf{z}_t^{(i+1)} = \epsilon_t (\bar{\lambda} \mathbf{I} - \mathbf{A} \mathbf{A}^T) \mathbf{z}_t^{(i)} + \epsilon_t c_t (\mathbf{y} - \mathbf{A} \mathbf{x}_{B \rightarrow A, t})$$

$= \zeta_t$ とおく

メモリAMP (MAMP) [5]

設計指針

MAMPの反復ごとに勾配降下法の更新を1回だけ行う。

モジュールA(線形推定)

$$\mathbf{z}_t = \epsilon_t (\bar{\lambda} \mathbf{I} - \mathbf{A} \mathbf{A}^T) \mathbf{z}_{t-1} + \zeta_t (\mathbf{y} - \mathbf{A} \mathbf{x}_{B \rightarrow A, t}),$$

$$\mathbf{x}_{A \rightarrow B, t} = \frac{\mathbf{A}^T \mathbf{z}_t + \sum_{\tau=0}^t \zeta_{\tau} \epsilon_{\tau+1}^{(t)} \xi_{A, t-\tau} \mathbf{x}_{B \rightarrow A, \tau}}{\sum_{\tau=0}^t \zeta_{\tau} \epsilon_{\tau+1}^{(t)} \xi_{A, t-\tau}}, \quad \epsilon_{\tau+1}^{(t)} = \prod_{t'=\tau}^{t-1} \epsilon_{t'}'$$

$$\mathbf{V}_{A \rightarrow B, t} = \Phi_t^{\text{MAMP}} (\mathbf{V}_{B, t}; \rho_{\mathbf{A}^T \mathbf{A}}).$$

パラメータ $\xi_{A, \tau}$, $\zeta_t \in \mathbb{R}$ と共分散行列 $\mathbf{V}_{A \rightarrow B, t}$ は状態発展法で設計

メモリAMP (MAMP) [5]

モジュールB (要素ごとの軟判定)

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{B,t+1} &= \mathbb{E}[\mathbf{x} | \mathbf{x}_{A \rightarrow B,t}, v_{A \rightarrow B,t}], && \text{CAMPと同じ} \\ v_{B,t+1,t'+1} &= \frac{1}{N} \mathbb{E} \left[(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{B,t+1})^T (\mathbf{x} - \mathbf{x}_{B,t'+1}) | \mathbf{x}_{A \rightarrow B,t}, \mathbf{x}_{A \rightarrow B,t'} \right] \\ \mathbf{x}_{B \rightarrow A,t} &= \frac{\mathbf{x}_{B,t+1} - \xi_{B,t} \mathbf{x}_{A \rightarrow B,t}}{1 - \xi_{B,t}}, \quad \xi_{B,t} = \frac{v_{B,t+1,t+1}}{v_{A \rightarrow B,t,t}}, && \text{OAMP/VAMP} \\ &&& \text{と同じ} \\ v_{B \rightarrow A,t+1,t'+1} &= \frac{v_{B,t+1,t'+1} - \xi_{B,t} \xi_{B,t'} v_{A \rightarrow B,t,t'}}{(1 - \xi_{B,t})(1 - \xi_{B,t'})} \quad [6] \end{aligned}$$

原著[5]とは異なる $v_{B \rightarrow A,t+1,t'+1}$ の更新式[6]を用いた。

[6] K. Takeuchi, "On the convergence of orthogonal/vector AMP: Long-memory message-passing strategy," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 68, no. 12, pp. 8121–8138, Dec. 2022.

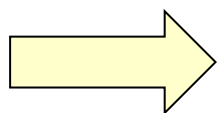
収束性の保証

長期記憶型(LM)ダンピング [5, 6, 7]

$$\mathbf{x}_{A \rightarrow B, t} := \sum_{\tau=0}^t \theta_{t, \tau} \mathbf{x}_{A \rightarrow B, \tau}, \quad \begin{bmatrix} \theta_{t, 0} \\ \vdots \\ \theta_{t, t} \end{bmatrix} = \frac{\mathbf{V}_{A \rightarrow B, t}^{-1} \mathbf{1}}{\mathbf{1}^T \mathbf{V}_{A \rightarrow B, t}^{-1} \mathbf{1}},$$
$$v_{A \rightarrow B, t, t'} := \frac{1}{\mathbf{1}^T \mathbf{V}_{A \rightarrow B, t}^{-1} \mathbf{1}} \quad \text{for all } t' \in \{0, \dots, t\}.$$

LMダンピングの効果[6, 7]

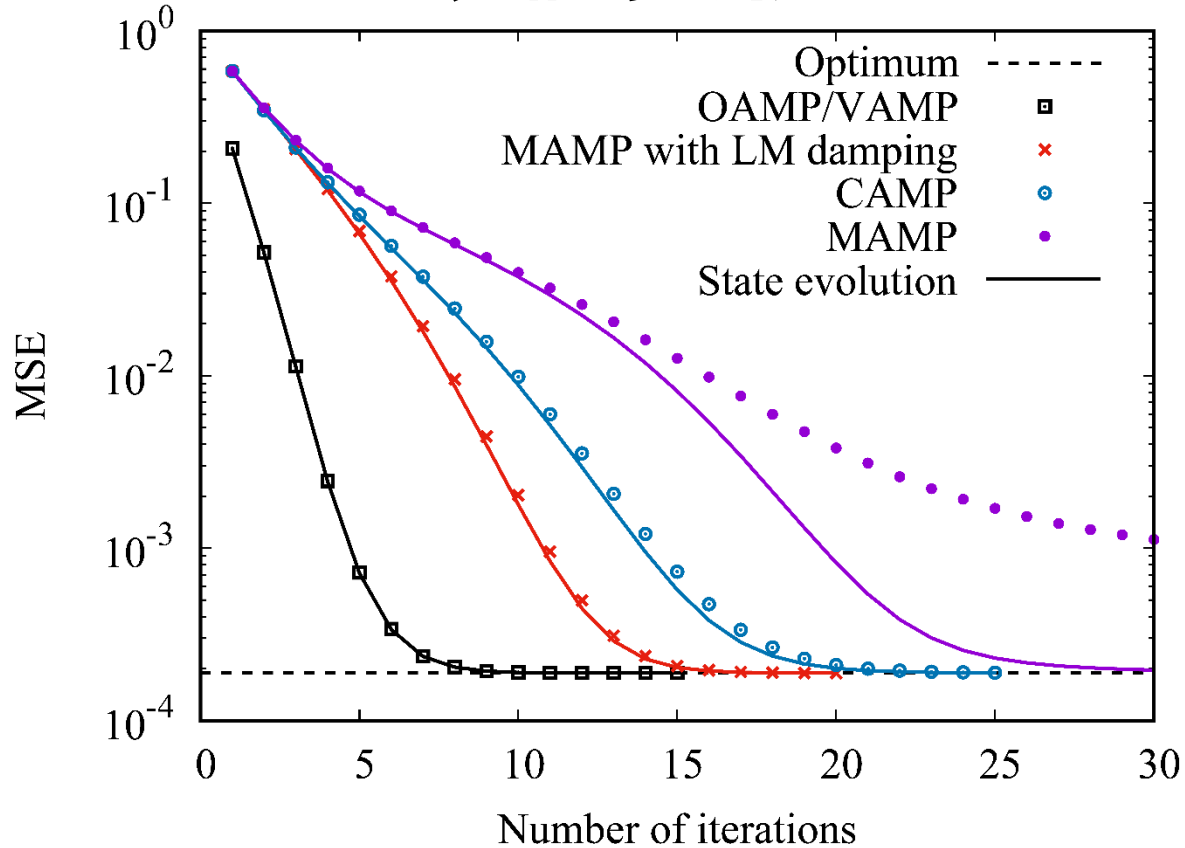
大システム極限において、LMダンピング後の平均二乗誤差 $N^{-1} \mathbb{E} \left[\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_{A \rightarrow B, t}\|^2 \right]$ は、**一般に** 反復 t に関して単調減少する。



LMダンピングを用いたMAMPは収束する。

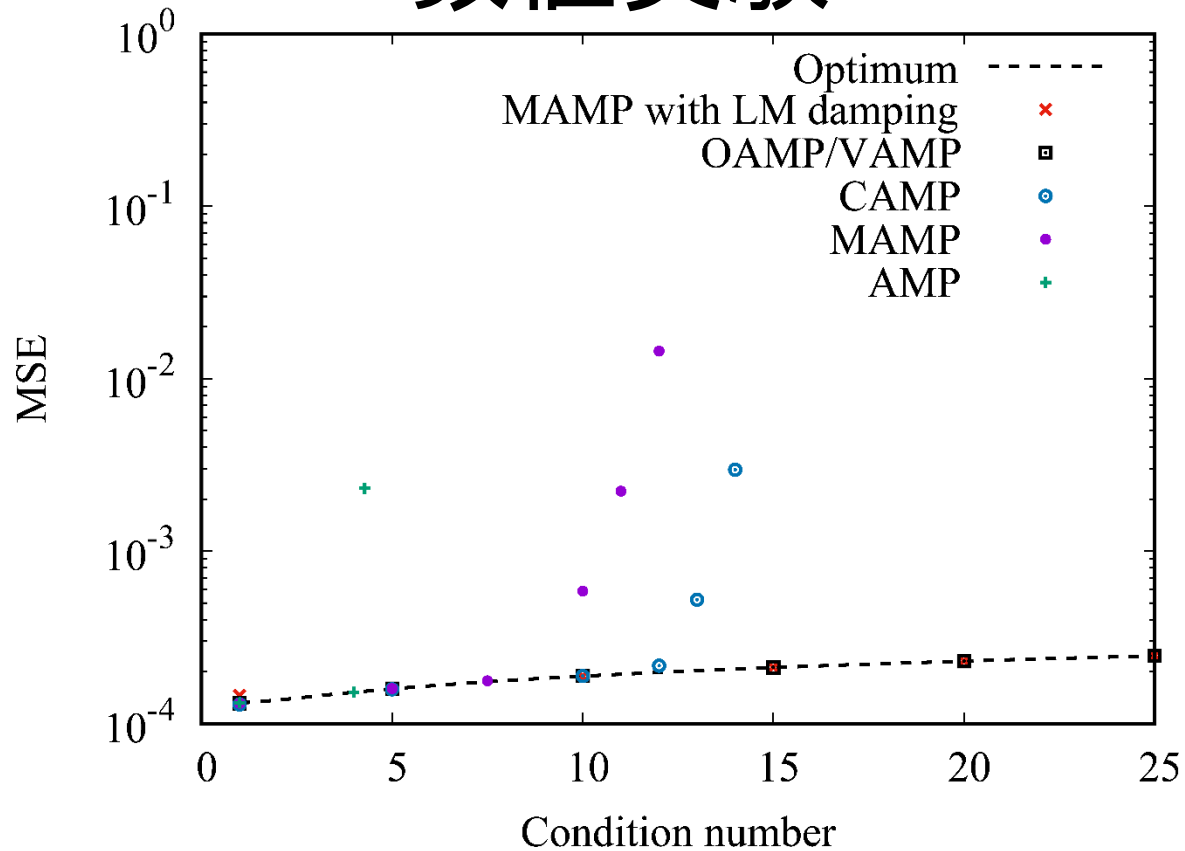
[7] L. Liu, S. Huang, and B. M. Kurkoski, "Sufficient statistic memory approximate message passing," in *Proc. 2022 IEEE Int. Symp. Inf. Theory*, Espoo, Finland, Jun.-Jul. 2022, pp.1378–1383.

数値実験



システムサイズ	$M = 8192$ 、 $N = 16384$
送信信号	信号密度0.1のベルヌーイ・ガウス信号
通信路行列	条件数10の右直交不変行列
信号対雑音比(SNR)	30 dB

数値実験



システムサイズ	$M = 8192$ 、 $N = 16384$
送信信号	信号密度0.1のベルヌーイ・ガウス信号
反復回数	MSEが最小値を取る回数
信号対雑音比(SNR)	30 dB

まとめ

現状認識

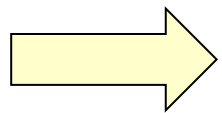
LMメッセージ伝播法を用いることで、AMPとOAMP/VAMPの利点(計算量、適用範囲、性能)を部分的に両立できる。

今後の課題

現状のLMメッセージ伝播法の性能(条件数<数十)は、最良なOAMP/VAMPのそれ(条件数<数千)に比べてはるかに劣る。

LMメッセージ伝播法は、システムが大きくなると、収束特性が悪い。

LMメッセージ伝播法は、非零平均の通信路行列に対処できない。



LMメッセージ伝播法は、改善の余地が大いにある。