



**ワークショップ: 機械学習・深層展開・量子計算がもたらす
無線通信システム設計の未来
-空中計算による高速・低遅延な分散回帰分析-**

第48回情報理論とその応用シンポジウム

2025年11月26日(水)

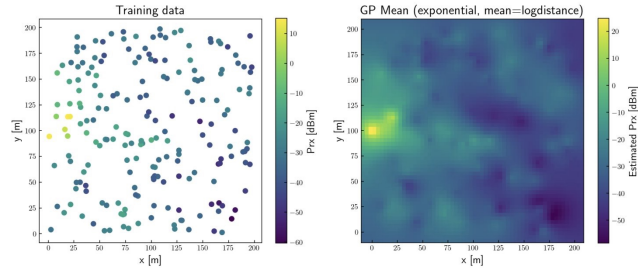
佐藤光哉

電気通信大学

k_sato@ieee.org

※本資料は発表当日に使用したスライドの一部を削除・修正したものである

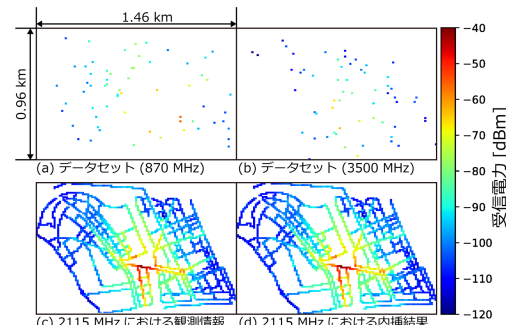
センシング+空間内挿による 電波マップ構築



- IEEE TCCN (2017), IEEE WCL (2019), 他

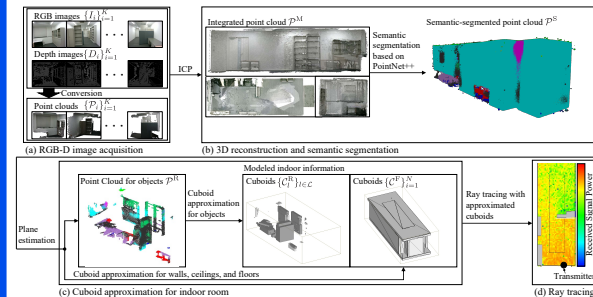
電波伝搬と両輪
で電波マップを
深めたい

電波マップの多次元内挿



- IEEE TVT (2021), IEEE Access (2019), 他

イメージセンサ活用



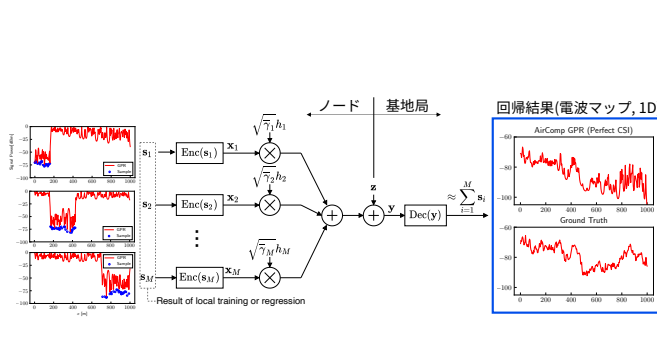
- IEEE WCL (2025), IEEE Access (2023), 他
- JST ACT-X「AI活用」領域

観測データの学習
を効率化したい

内挿に関する理論を最適化で活用できそう
センシングコストを下げたい

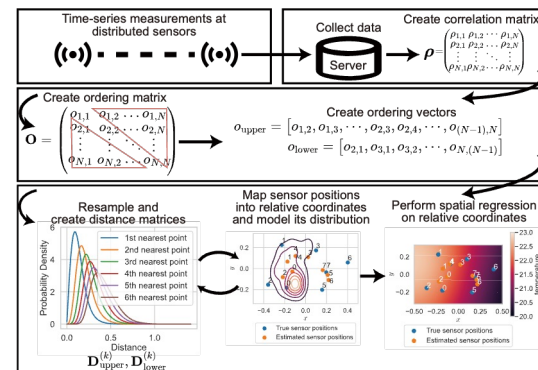
シミュレータの
連携

分散機械学習のための通信/学習一体設計



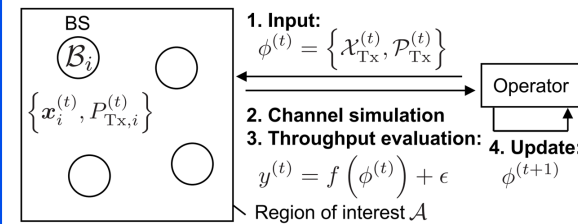
- IEEE TCCN (2021, 2025), IT研招待講演 (2022), 他

測位系に低依存な回帰分析

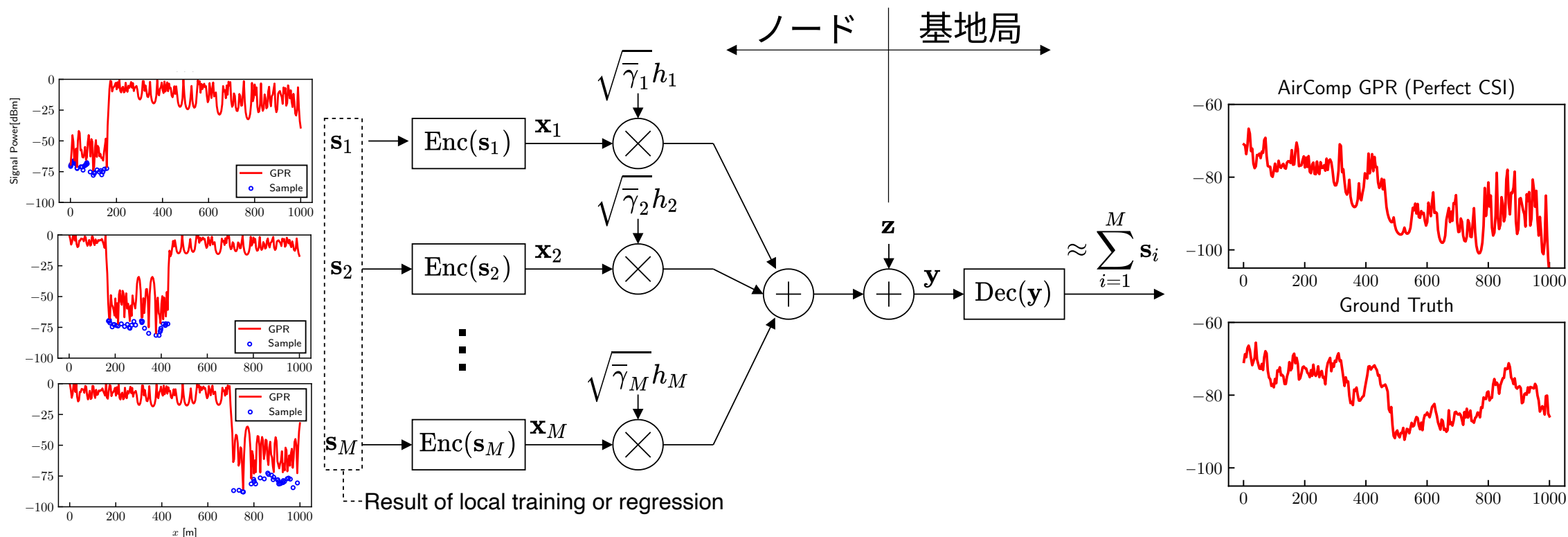


- IEEE Sens. Lett. (2024), GLOBECOM Wkshps (2025) 他
- JST さきがけ「ICT基盤強化」領域

無線基地局の自動設計



- IEEE Netw. Lett. (2024) 他



- センサ類の観測情報からいかに低遅延・高精度で回帰分析するかの話題です
- 分散センサの観測値の**加重平均**に焦点をあてた問題提起・具体例について話します

• [Koya Sato and Koji Ishibashi](#), "Adaptively Weighted Averaging Over-the-Air Computation and Its Application to Distributed Gaussian Process Regression," IEEE Trans. Cogn. Commun. Netw., 2025 (Early Access).

➢ 元ネタの元ネタ: 佐藤光哉, "空中計算を用いた分散ガウス過程回帰の低遅延化に関する検討," SITA2022, 2022年11月.

あらゆる事象のデジタル化で期待される応用例

- 無線の超高効率な周波数利用
- 車両の経路最適化
- 建物の超省エネ化

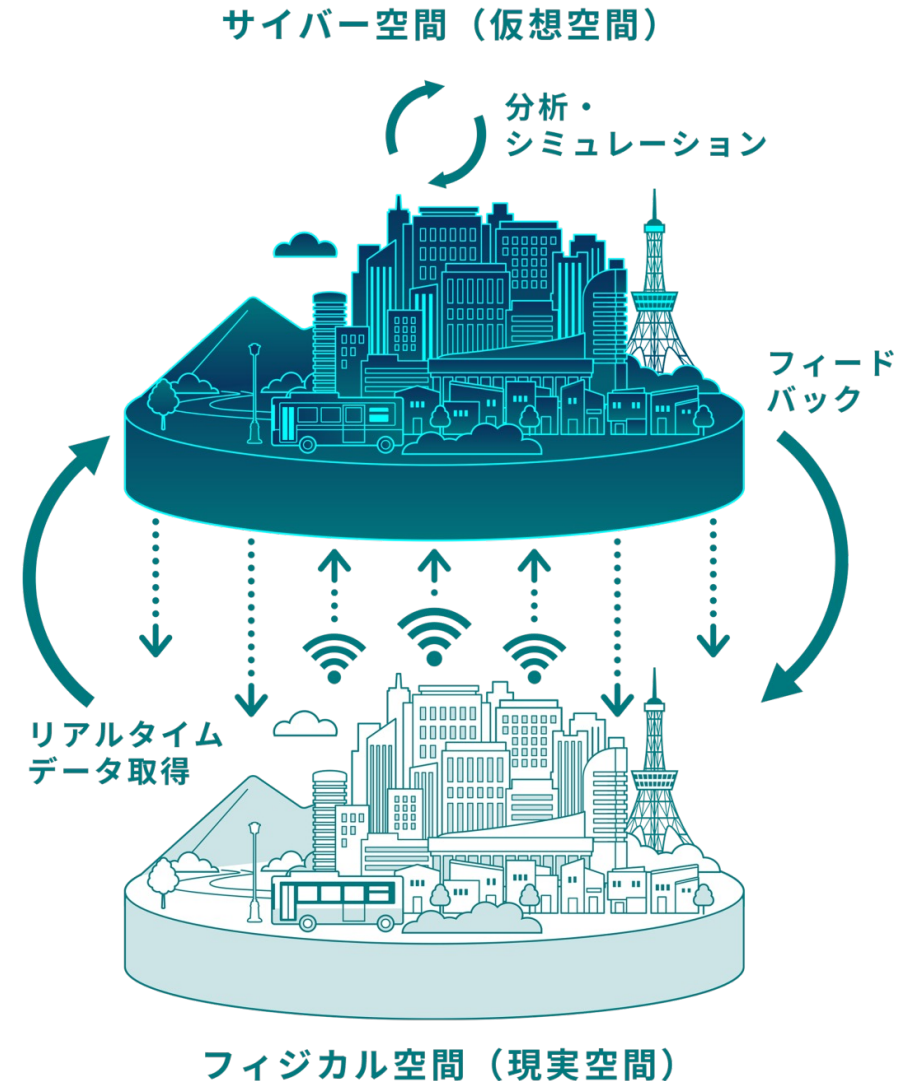
これらを実現するには

- 無数のセンサを稠密配置，常時稼働
- センシング内容をサーバで解析

現行のセンサ類を稠密配置した場合…

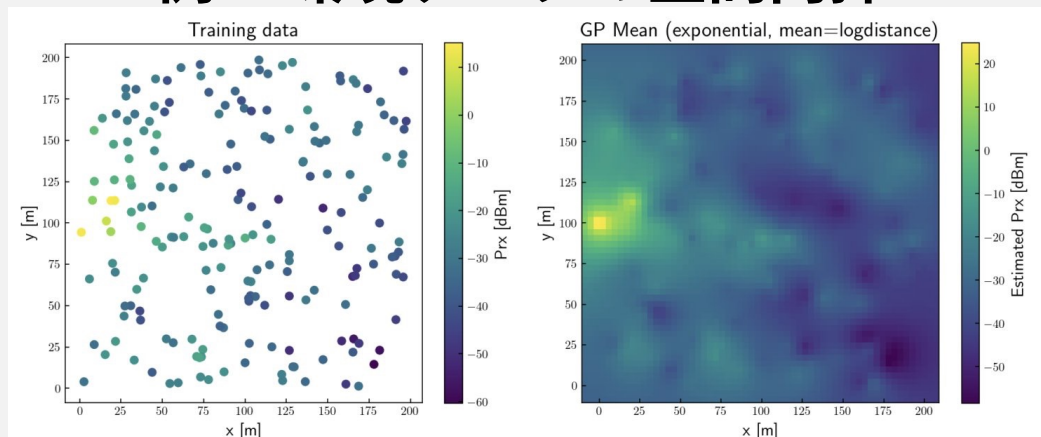
- 周波数リソースの食いつぶし
- データ収集・解析に要する通信遅延

分散データを**低遅延・高精度で分析**するには？



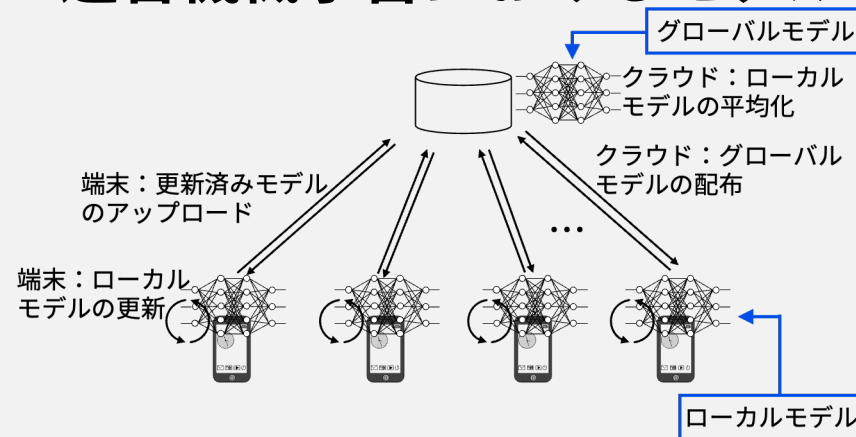
引用: 東京都デジタルツイン実現プロジェクト
<https://info.tokyo-digitaltwin.metro.tokyo.lg.jp/>

例1: 環境データの空間内挿



内挿地点からの距離に応じた重み設計

例2: 連合機械学習におけるモデル合成



学習データ数に応じた重み設計

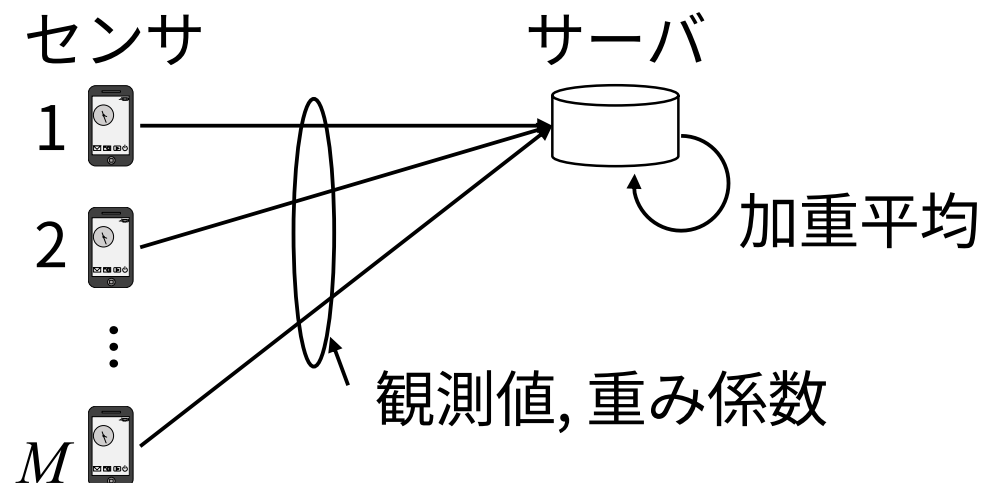
各センサの観測値と重み係数

$$\mathbf{s}_i = [s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{iL}]^T$$

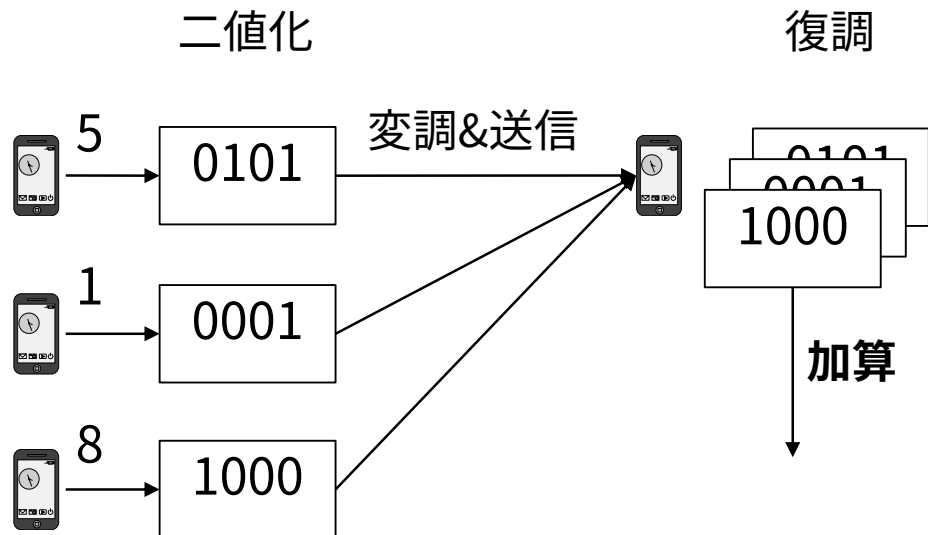
$$\mathbf{w}_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iL}]^T$$

ここでの所望の計算

$$\frac{1}{\sum_{i=1}^M w_{il}} \sum_{i=1}^M w_{il} s_{il} \quad (l = 1, 2, \dots, L)$$

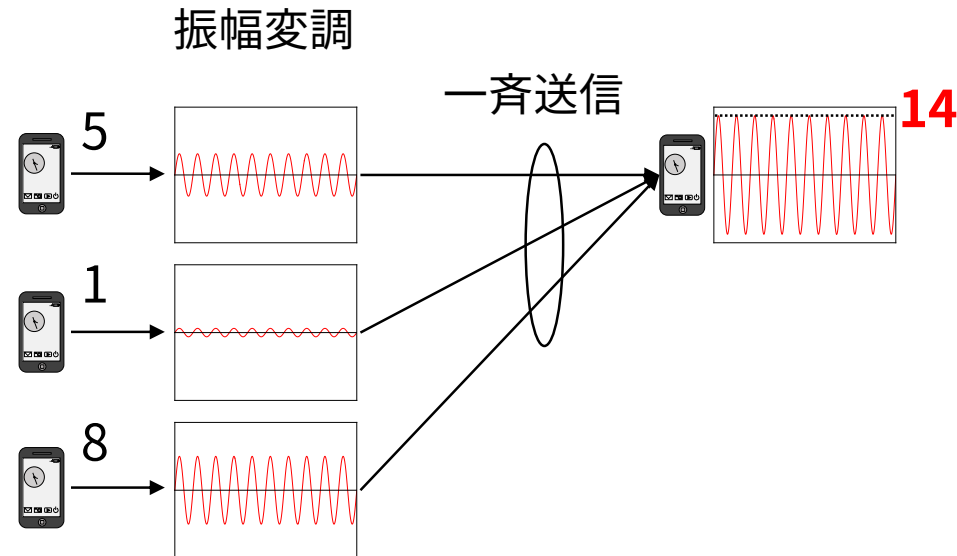


デジタル変調



- 直交通信で重み係数と観測値を集約
➤ センサ台数に比例して**通信遅延増**

アナログ変調 (AirComp)



- アナログ信号の重畳で直接計算
➤ **センサ台数によらず1スロット**
- 加算以外の計算も可 (例: 相乗平均)

- AirComp: アナログ信号の重畳を駆使した通信/計算一体処理技術
- 大規模センサネットワーク等での高効率演算が期待

重み係数がサーバ側で**既知**

1. AirCompで加重和を計算
2. サーバ側で重みの総和を除算

$$\frac{1}{\sum_{i=1}^M w_{il}} \left(\sum_{i=1}^M w_{il} s_{il} + z_1 \right)$$

重み係数がサーバ側で**未知**

1. AirCompで加重和を計算
2. AirCompで重みの総和を計算

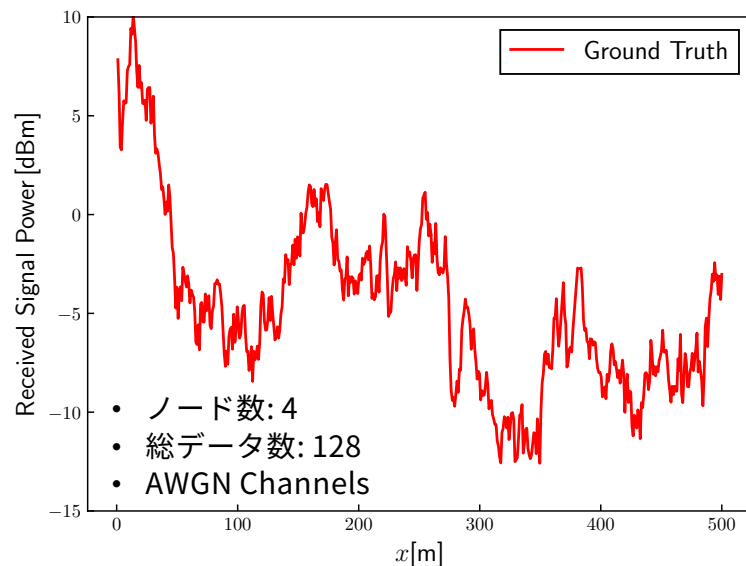
$$\frac{1}{\sum_{i=1}^M w_{il} + z_2} \left(\sum_{i=1}^M w_{il} s_{il} + z_1 \right)$$

↑ **雑音強調**の原因

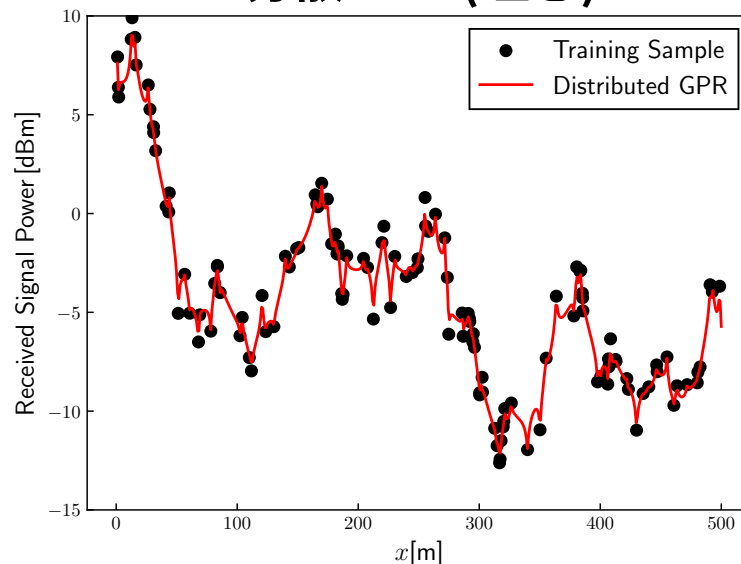
※簡単のため，AirCompにおける加算結果の誤差を実数 z_t とする

- 既存のAirCompに関する話題は基本的に重み係数**既知**
 - 未知だとどうなるか？

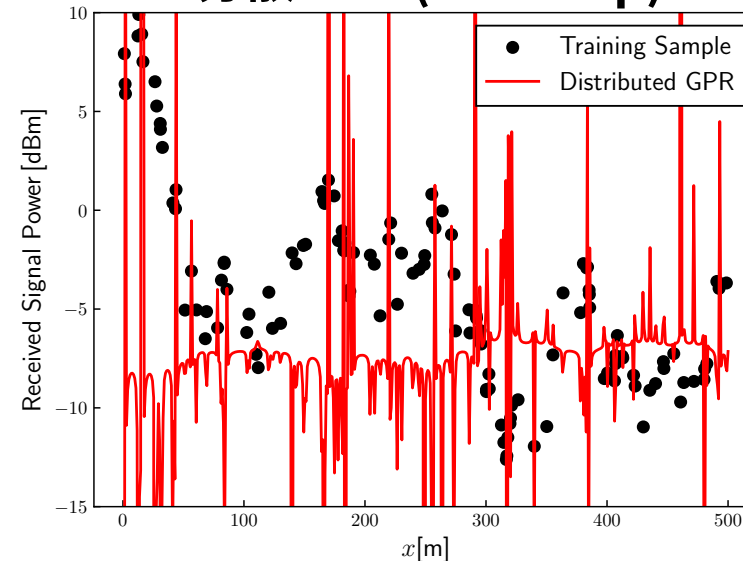
Ground Truth



分散GPR (理想)



分散GPR (AirComp)



- 受信電力の回帰分析タスク (電波マップ構築)を対象に検証
- 分散ガウス過程回帰 (後述)により動作検証
- AWGN通信路でも演算結果が発散するおそれ
 - フェージング通信路ではさらに精度劣化

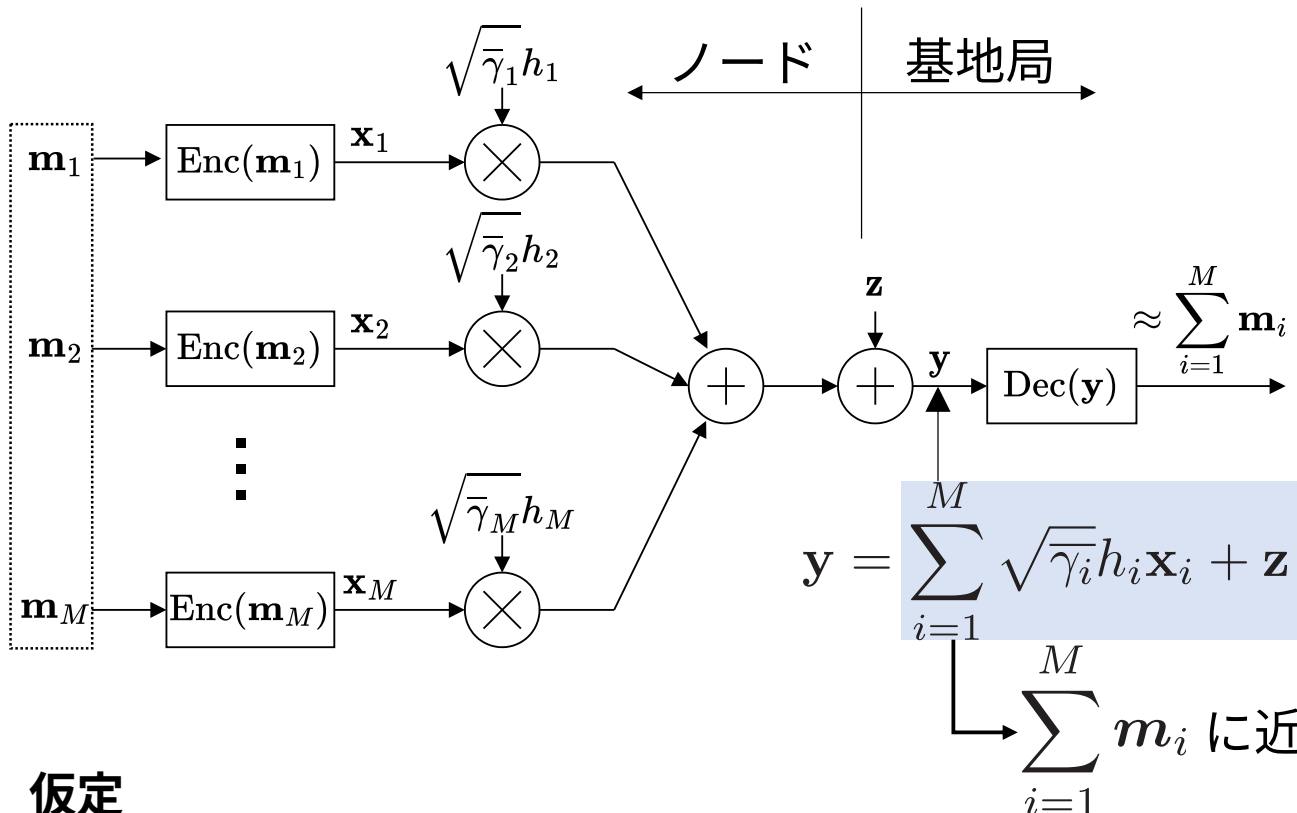
$$\frac{1}{\sum_{i=1}^M w_{il} + z_2} \left(\sum_{i=1}^M w_{il} s_{il} + z_1 \right)$$

↑ ここをなんとかしたい

加重平均適応化の具体例のご紹介…

メッセージベクトル $\mathbf{m}_i$ の加算演算について述べる

➤ “メッセージ”: 重み係数ベクトル or 観測値ベクトル



h_i	フェージング係数
$\bar{\gamma}_i$	平均通信路利得
$\mathbf{m}_i$	メッセージベクトル
$\mathbf{x}_i$	送信信号ベクトル
$P_{\max}$ ($\geq \ \mathbf{x}_i\ _2^2$)	最大送信電力
$\mathbf{y}$	受信信号ベクトル
$\mathbf{z}$	AWGNベクトル

仮定

- 全ノード単一アンテナ
- 時間同期は正確
- 完全CSI
- 重み係数および観測値の確率分布はサーバ側で既知
- サーバ側で各メッセージの L_2 ノルム既知 (電力制御用)

基地局: 電力制御用定数の計算 (全ノード共通)

$$\sqrt{\rho} = \min \left\{ \frac{\sqrt{\gamma_i} |h_i| \sqrt{P_{\max}}}{\|\mathbf{m}_i\|} \mid i = 1, 2, \dots, M \right\}$$

- 瞬時SNRが最小のノードが最大電力で送信
- 他は受信SNRを揃えるよう電力を落とす

ノード: 送信信号生成

$$\mathbf{x}_i = \text{Enc}(\mathbf{m}_i) \triangleq \frac{\sqrt{\rho}}{\sqrt{\gamma_i} h_i} \mathbf{m}_i$$

- 振幅の重畳がそのまま加算結果を表現するよう、位相&振幅双方を補償

基地局: 計算結果の推定

$$\begin{aligned} \text{Dec}(\mathbf{y}) &= \text{Re} \left(\frac{\mathbf{y}}{\sqrt{\rho}} \right) \\ &= \sum_{i=1}^M \mathbf{m}_i + \frac{\mathbf{z}_R}{\sqrt{\rho}} \end{aligned}$$

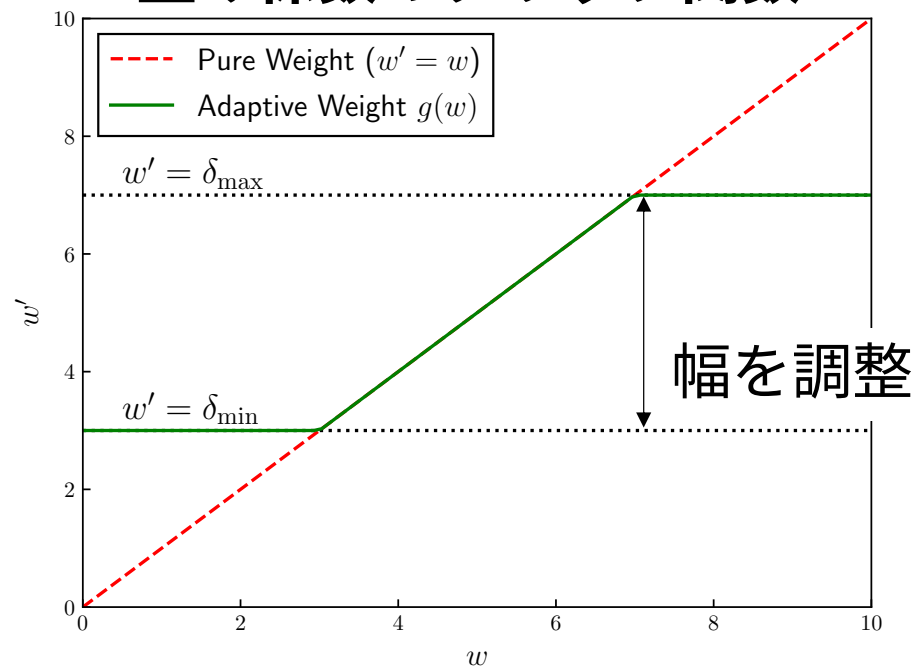
- 電力制御用の係数で受信信号を除算
- 雑音が十分小さいとき、誤差ゼロに近づく

基地局: 電力制御用定数の計算 (全ノード共通)

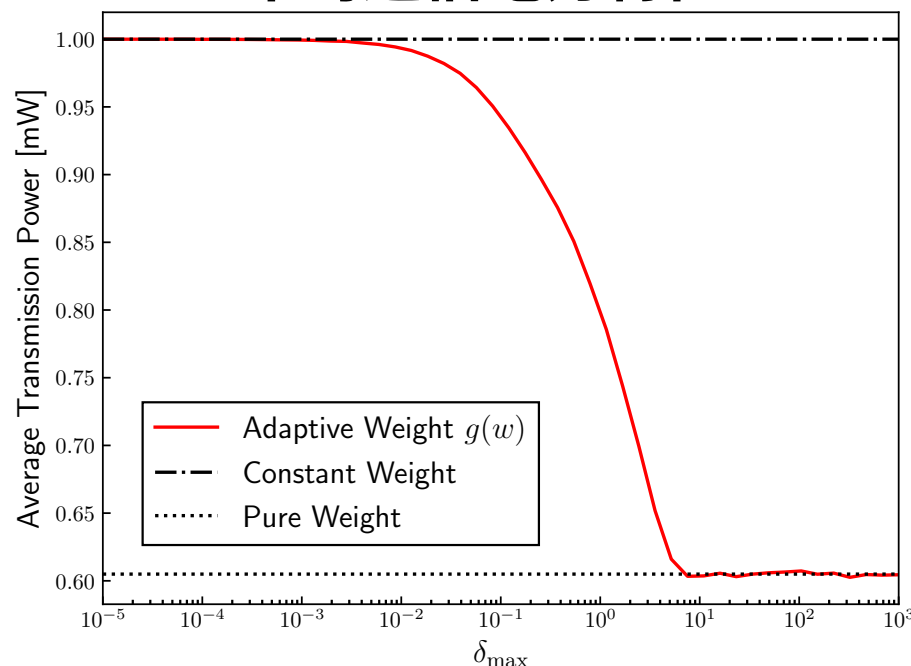
$$\sqrt{\rho} = \min \left\{ \frac{\sqrt{\gamma_i} |h_i| \sqrt{P_{\max}}}{\|\mathbf{m}_i\|} \mid i = 1, 2, \dots, M \right\}$$

- ノード間でメッセージベクトルのノルムに差があると？

重み係数のクリップ関数



平均送信電力特性



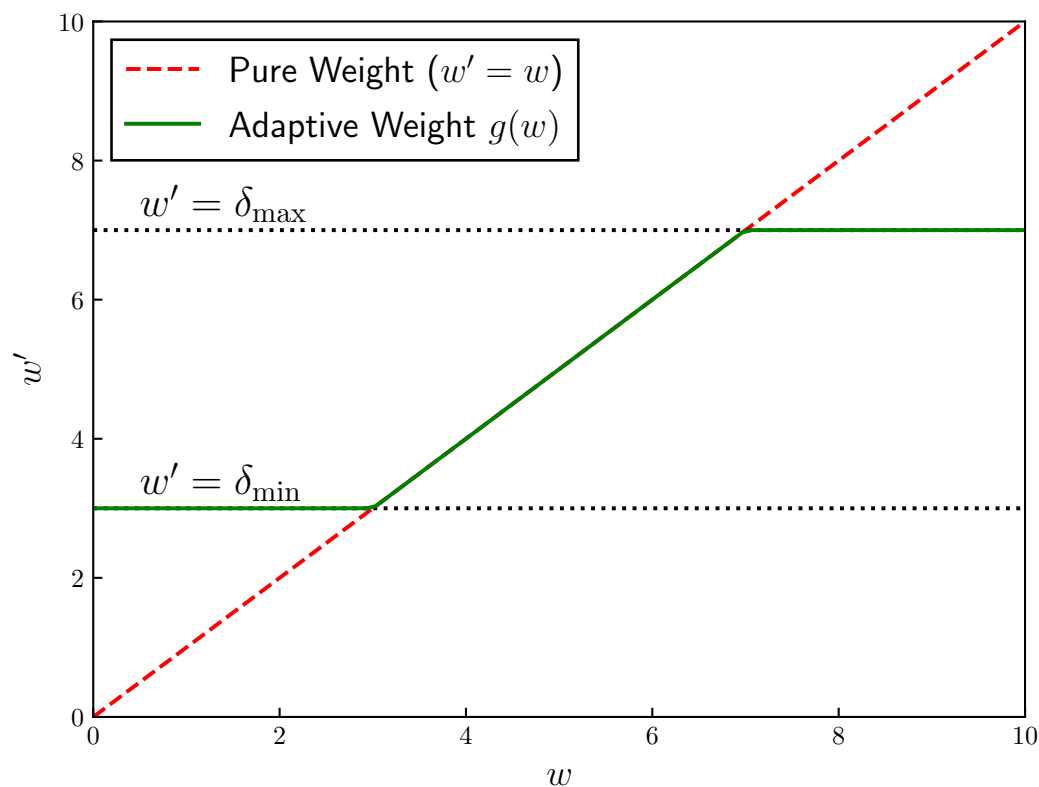
定数重み
(単純平均)

無歪み重み

※重み係数: 指数分布で生成

- ノード間で重み係数のばらつきを抑えると平均送信電力向上→雑音強調対策に？

- チャンネルの統計情報に応じて**重み係数を適応的に鈍らせる**
 - 適応化関数をAirCompに先立ちサーバ側で最適化
 - 最適化された関数はノード間でシェア



提案関数による演算内容

$$\frac{1}{\sum_{i=1}^M g(w_{il})} \left(\sum_{i=1}^M g(w_{il}) s_{il} \right)$$

この関数の意味

$\delta_{\max} = \delta_{\min}$: 単純平均

$\delta_{\min} = 0, \delta_{\max} \rightarrow \infty$: 純粹な加重平均

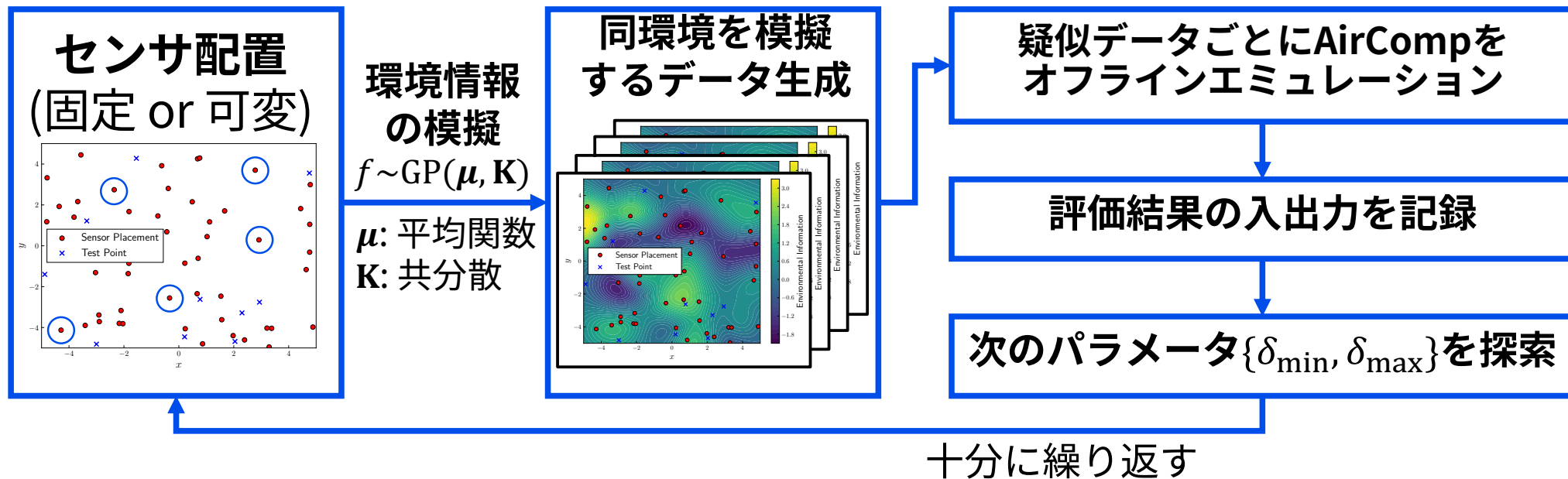
計算条件に応じて加重の戦略を適応化

AirCompに先立ちサーバ側でMSE最小化

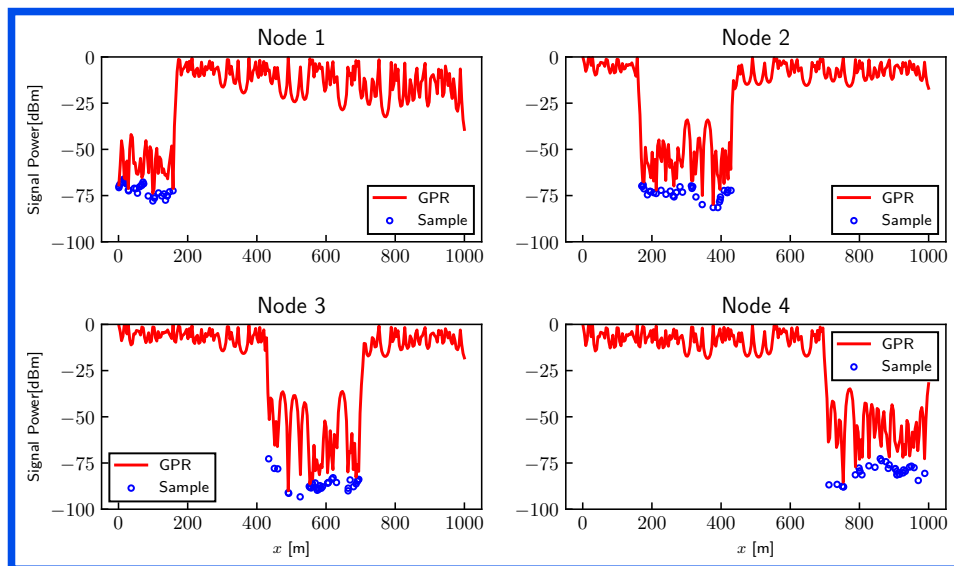
$$\min_{\delta_{\min}, \delta_{\max}} \mathbb{E} \left[\left(\underbrace{\frac{1}{\sum_{i=1}^M w_{il}} \sum_{i=1}^M w_{il} s_{il}}_{\text{計算対象}} - \underbrace{\frac{1}{\sum_{i=1}^M g(w_{il}) + z_2} \left(\sum_{i=1}^M g(w_{il}) s_{il} + z_1 \right)}_{\text{AirCompの結果}} \right)^2 \right]$$

同等の通信路・加重平均でのエミュレーションとベイズ最適化により探索

- 環境モニタリングにおけるヒートマップ生成での実装例

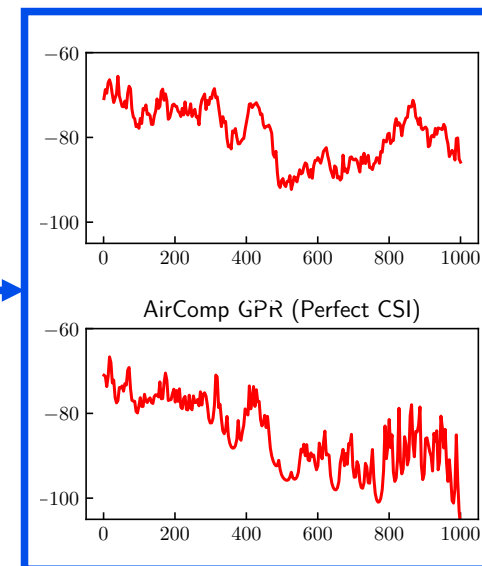


ローカルの回帰結果 (予測平均, 4ノード)



回帰結果の
加重平均

合成結果



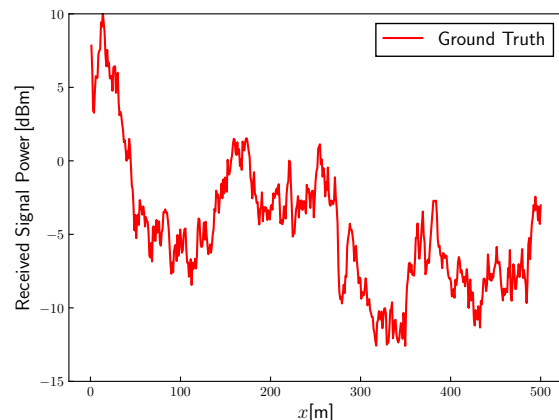
ある入力点 x_* でのローカルGPRの合成結果

$$\mu^{\text{poe}}(\mathbf{x}_*) = (\sigma^{\text{poe}}(\mathbf{x}_*))^2 \sum_{i=1}^M (\sigma_i(\mathbf{x}_*))^{-2} \mu_i(\mathbf{x}_*)$$

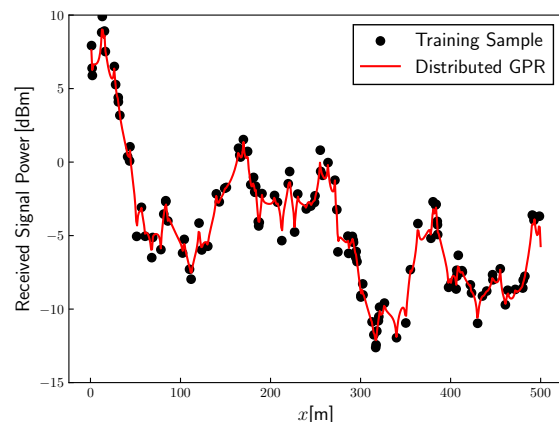
$$(\sigma^{\text{poe}}(\mathbf{x}_*))^{-2} = \sum_{i=1}^M (\sigma_i(\mathbf{x}_*))^{-2}$$

ローカルの回帰曲線
 ローカルの予測結果の確度

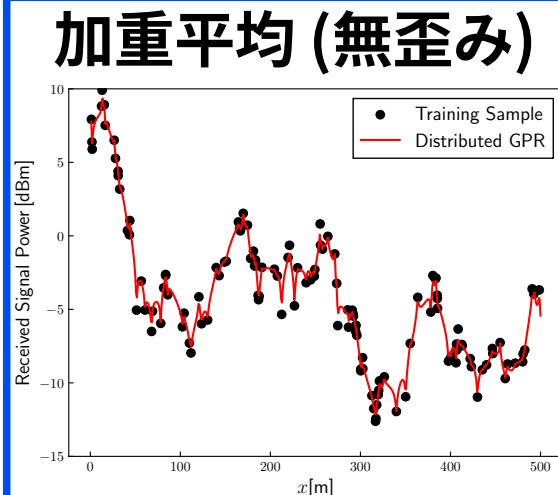
- 確度を重み係数にローカルの回帰曲線を合成
➤ 提案手法がそのまま使えそう



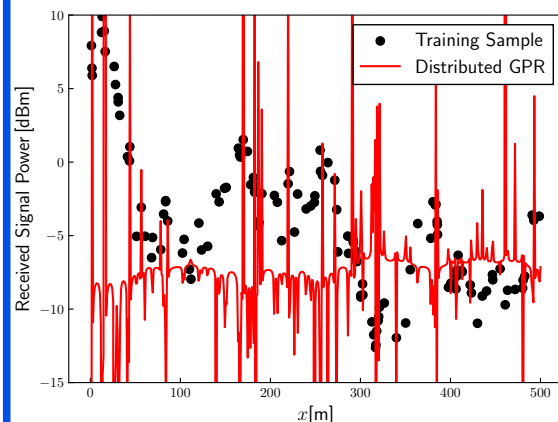
(a) Ground truth.



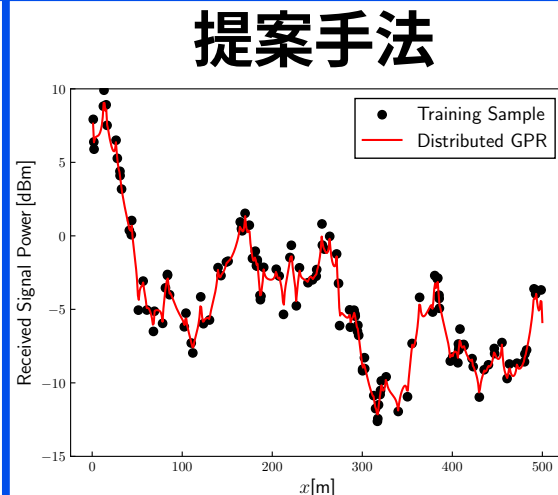
(e) Noiseless distributed GPR.



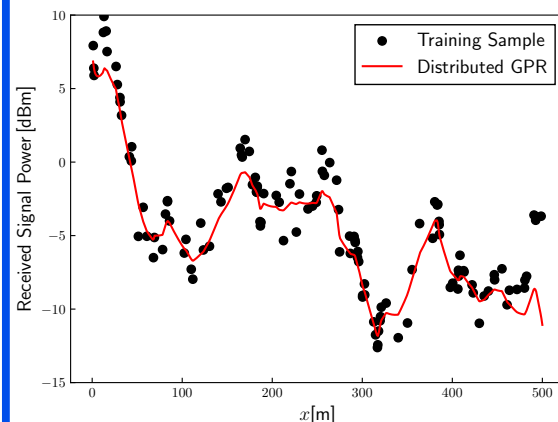
(b) Pure weighted averaging (PSNR: 70dB).



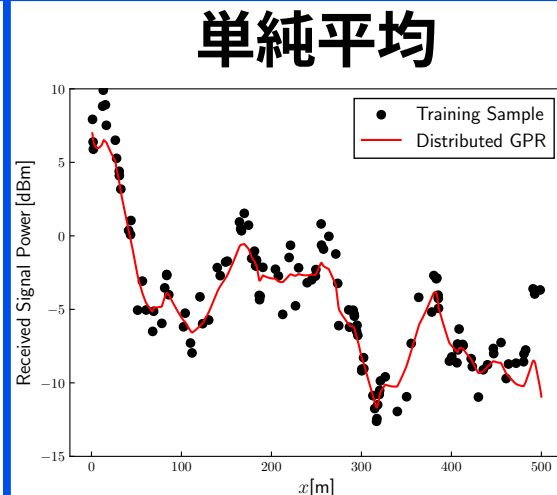
(f) Pure weighted averaging (PSNR: 10dB).



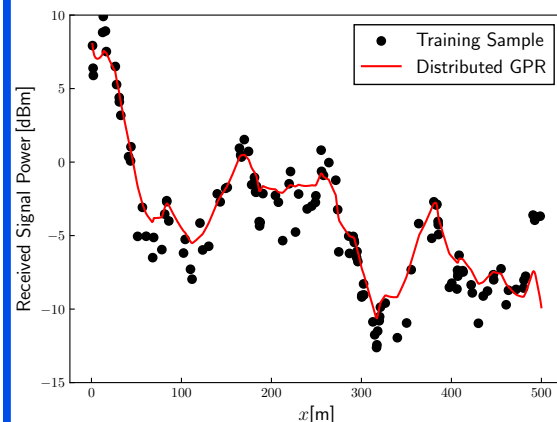
(c) Proposed (PSNR: 70dB).



(g) Proposed (PSNR: 10dB).



(d) Simple averaging (PSNR: 70dB).



(h) Simple averaging (PSNR: 10dB).

- 低SNRでも雑音強調を回避
- 高SNRでは無歪みの加重平均に近い合成結果

※PSNR: 最大電力使用時の平均SNR

※平均通信路利得はノード間で一定

単純平均

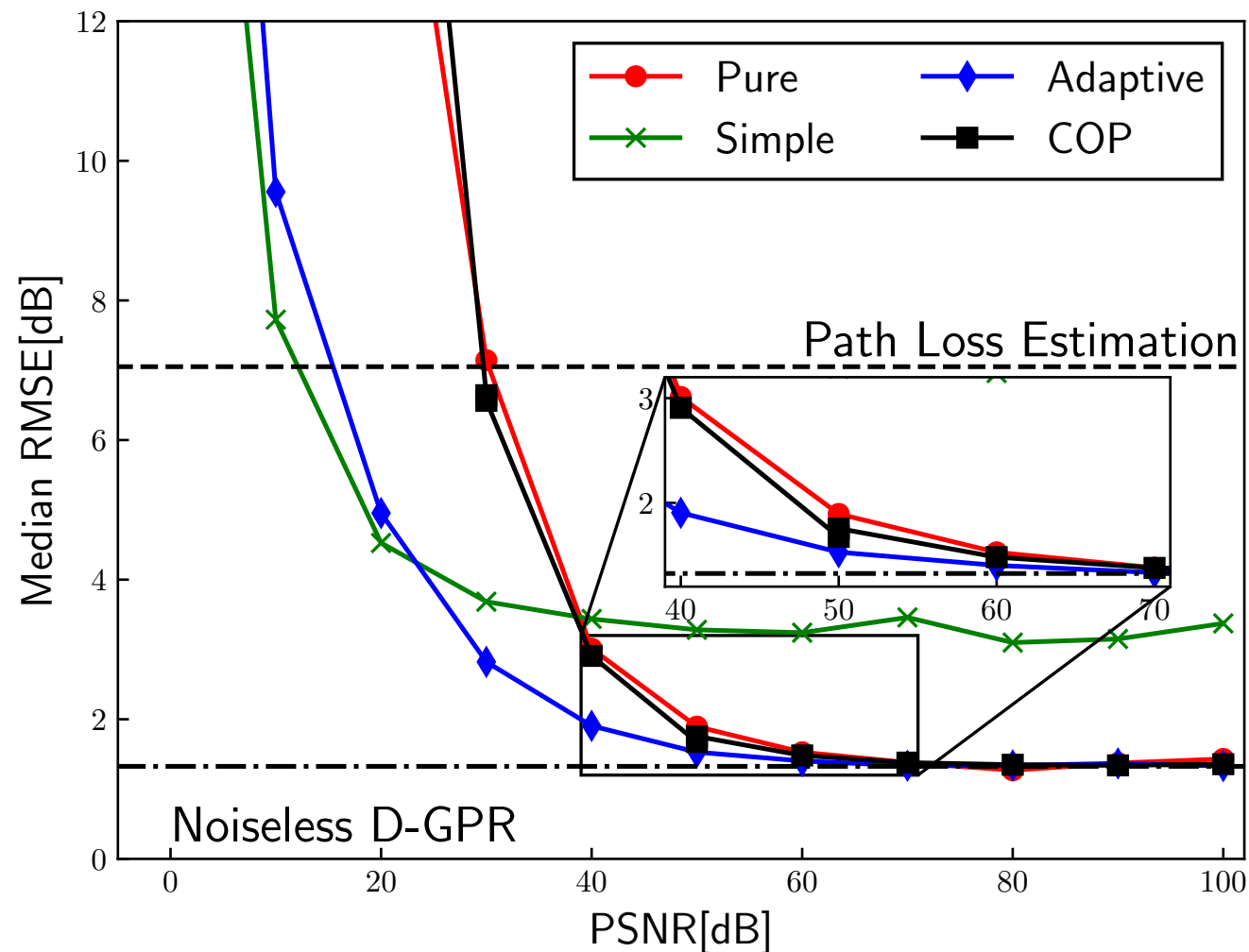
- 低SNRでも安定
- 高SNRでは頭打ち

加重平均 (無歪み)

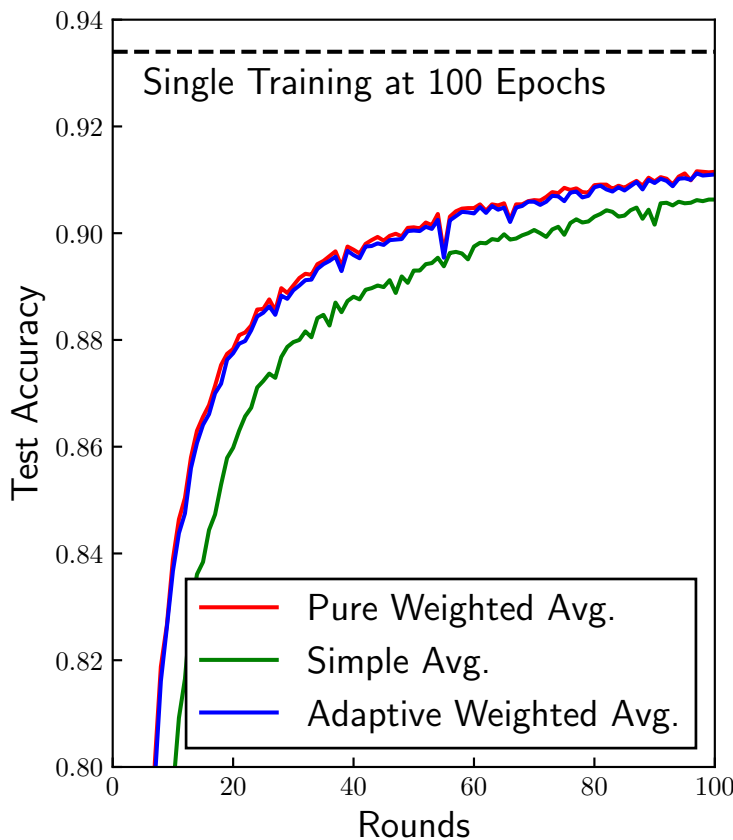
- 低SNRで極端に精度劣化
- 高SNRでは最高性能

提案手法

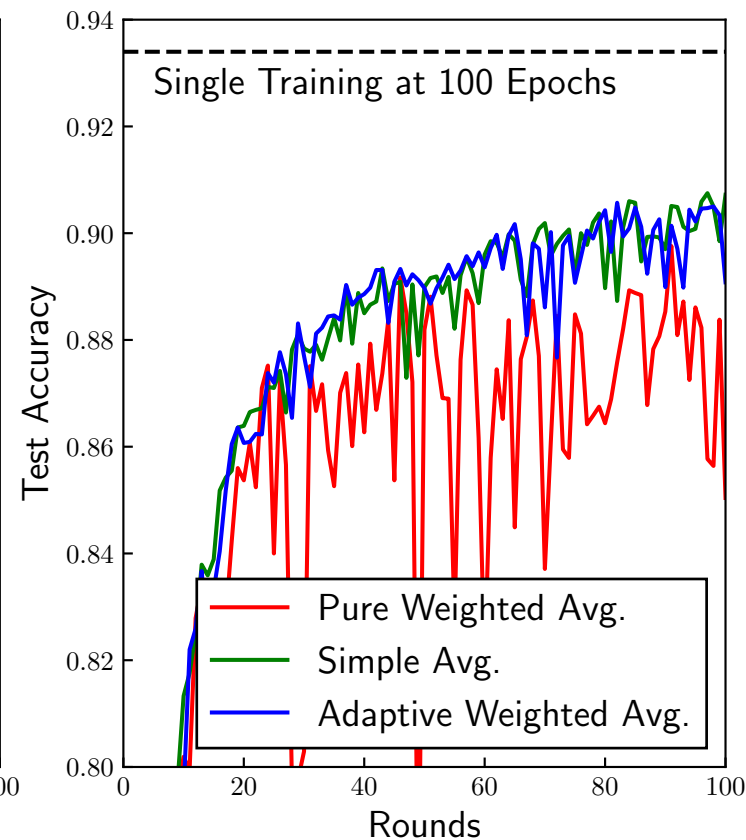
- 低SNR, 高SNRとも安定した精度
- 中SNRで最高精度



- MNISTによる画像分類
 - 三層全結合ニューラルネット で学習
- 1エポックごとにAirCompでローカルモデルを合成
- 分散GPRと同様の傾向



$$10 \log_{10} \bar{\gamma}_i = 0 \text{ [dB]}$$



$$10 \log_{10} \bar{\gamma}_i = -50 \text{ [dB]}$$