



高次元ベイズ最適化による無線基地局の自動設計

IEICEソサイエティ大会2026 ABT-1

2026年9月23日(水)

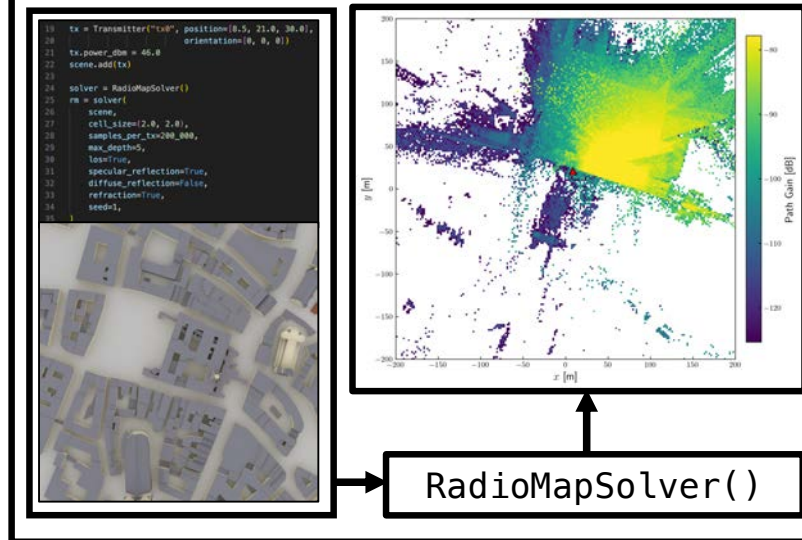
電気通信大学

佐藤光哉

k_sato@ieee.org

基地局の配置・アンテナ特性等のパラメータ

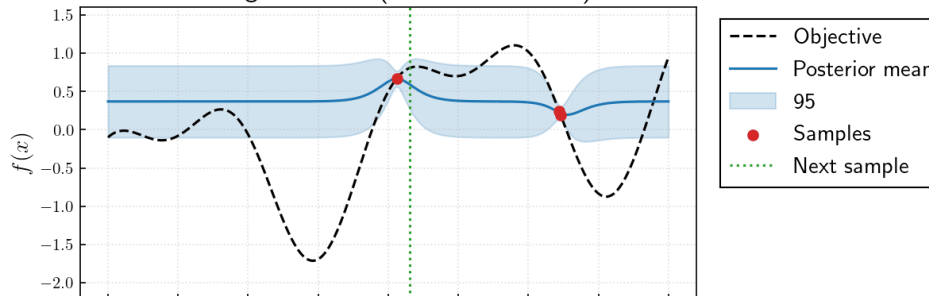
電波伝搬シミュレーション



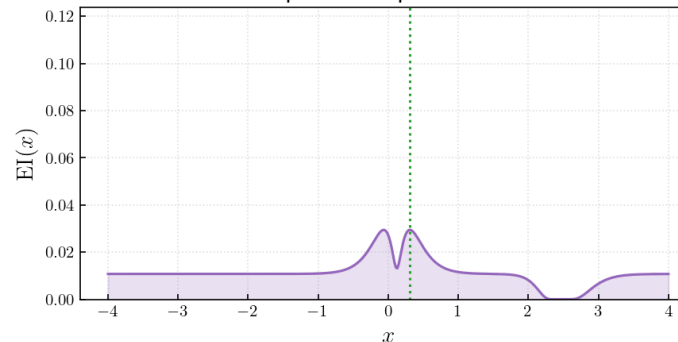
評価例：スループットの面平均

目的関数のモデリング・最適条件の探索

Surrogate model (Gaussian Process)



Expected Improvement



- 大規模な無線基地局設計の自動化に資する話題をご紹介します
 - 基地局設計に限らず関連する課題解決の一助になれば幸いです
- K. Sato** and K. Suto, IEEE Netw. Lett., vol. 6, no. 4, Dec. 2024.
- K. Takamori** and **K. Sato**, IEEE INFOCOM2026, Tokyo, Japan, May 2026 (poster).

- 近年、IEEE Editorial Style Manualでは“Black box”の推奨表現として“Closed box”が示されています

Black box	Closed box		Preferred term from IEEE Thesaurus
-----------	------------	--	------------------------------------

出典：IEEE Editorial Style Manual for Authors, “Inclusive Language”

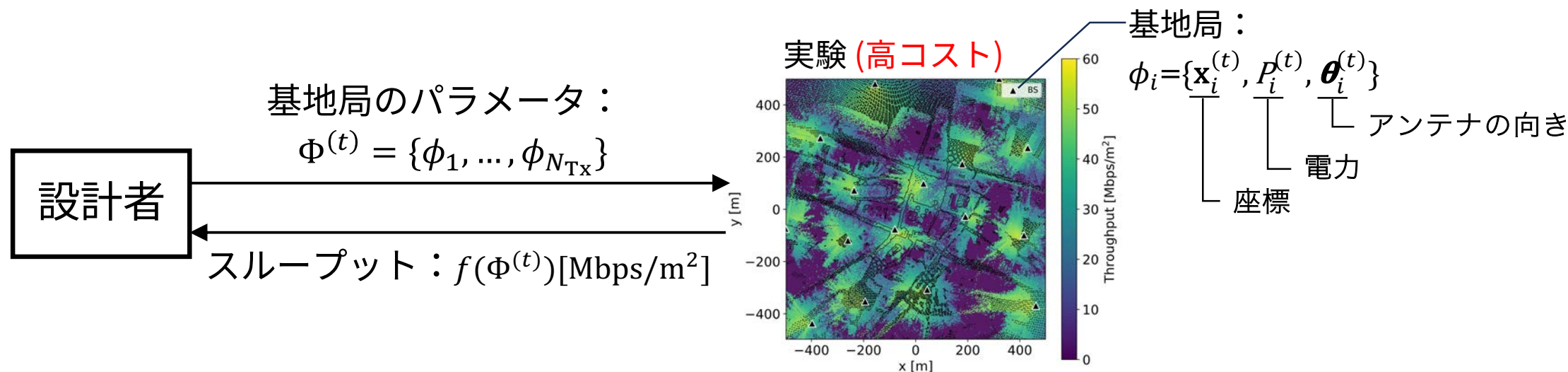
最適化分野で広く使われている技術用語として、本講演では

ブラックボックス最適化 (BBO: Black-Box Optimization)

という表現を使用します

- ここでの「ブラックボックス」は、目的関数の内部構造を利用せず、入出力のみから最適化する問題設定を意味します
- (過去の論文も本講演も) 人種・差別等に関する意図は一切ありません

- 無線通信システムの効率的な運用には複数基地局の入念な事前設計が不可欠
- 電波伝搬特性は複雑に空間変動 (=目的関数がブラックボックス)
 - 手探りのな基地局設計と高コストな実験・シミュレーションを繰り返す必要



- 目標：いかに少ない評価回数でよい基地局設計ができるか
 - 本講演における基本的な前提
 - 目的関数：面的平均スループットの最大化
 - アンテナの向きなど静的、送信電力は固定値
- 平均的な特性の良さに着目

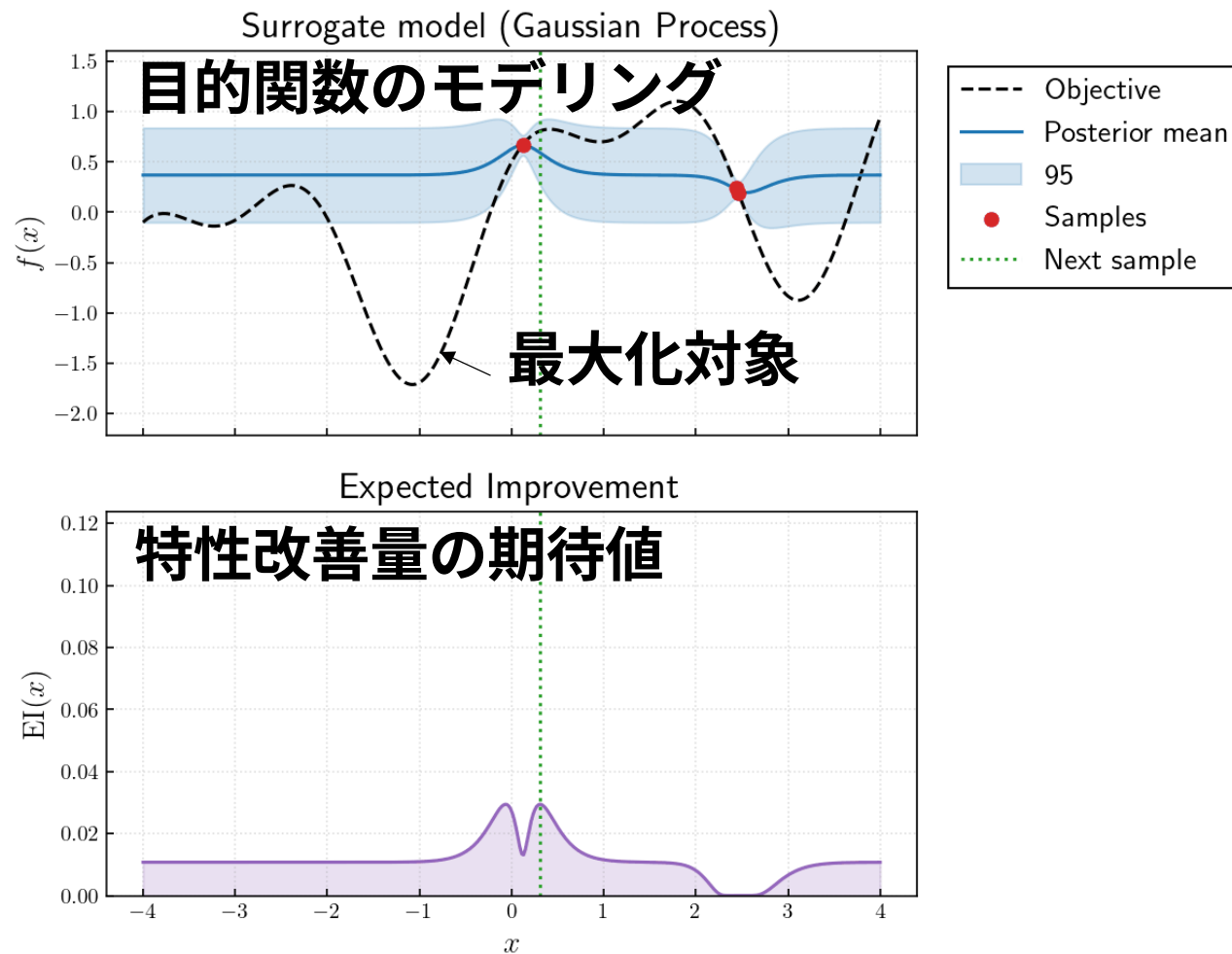
概要

- 実験データからの
 - 目的関数のモデリング
 - よさそうな入力点の推定
- の繰り返しにより最適点を探索

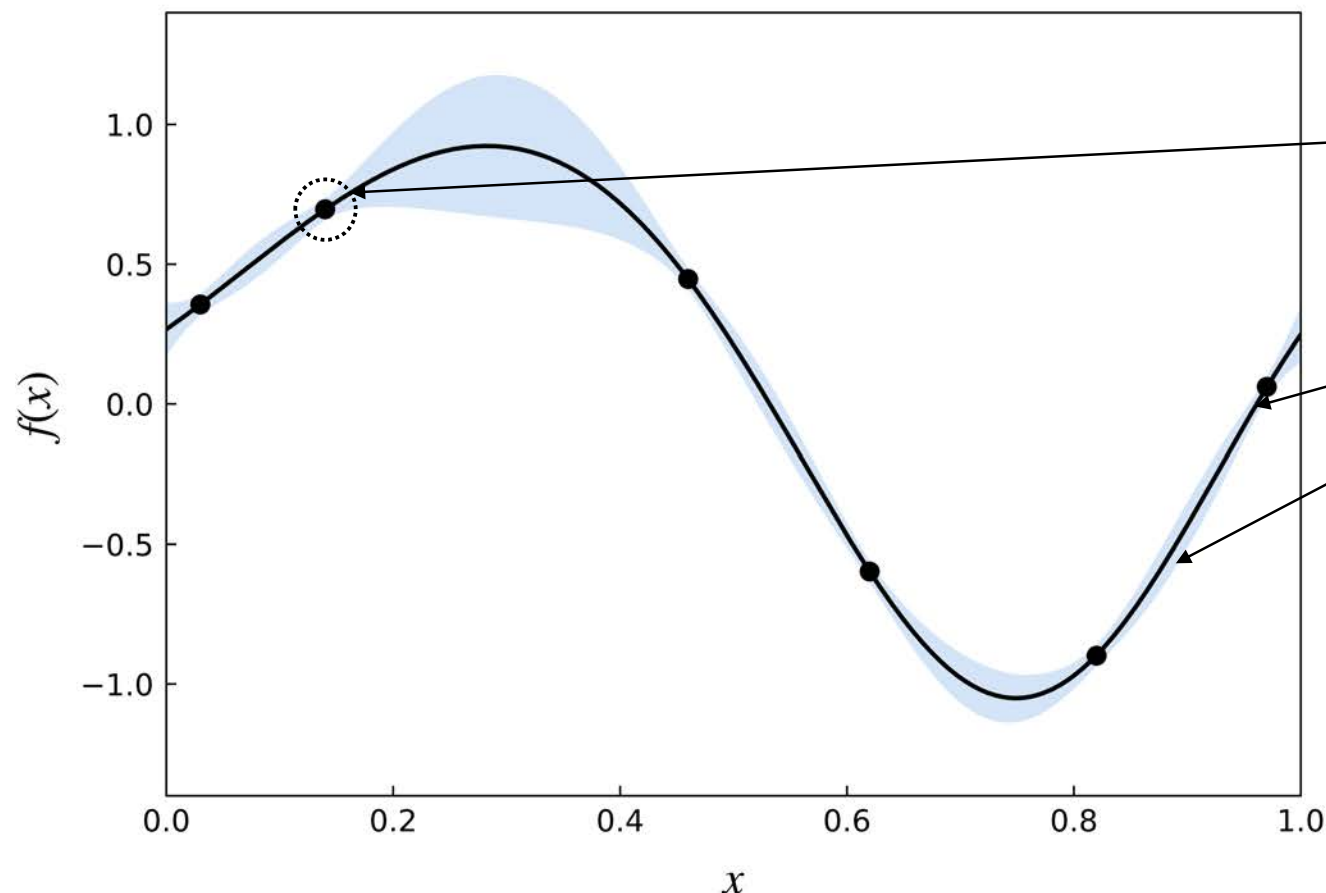
課題設定

$$\boldsymbol{x}_{\text{opt}} = \arg \max_{\boldsymbol{x} \in \mathcal{X}} f(\boldsymbol{x})$$

- 制約なし連続最適化が基本
- 制約つきの場合もペナルティ関数等による変換での対応は可



- 1次元入力を例に



何点かで初期データセットを構築

$$\mathcal{D}_t = \{(\mathbf{x}_i, y_i)\}_{i=1}^t$$

目的関数の統計モデルを更新 (※):

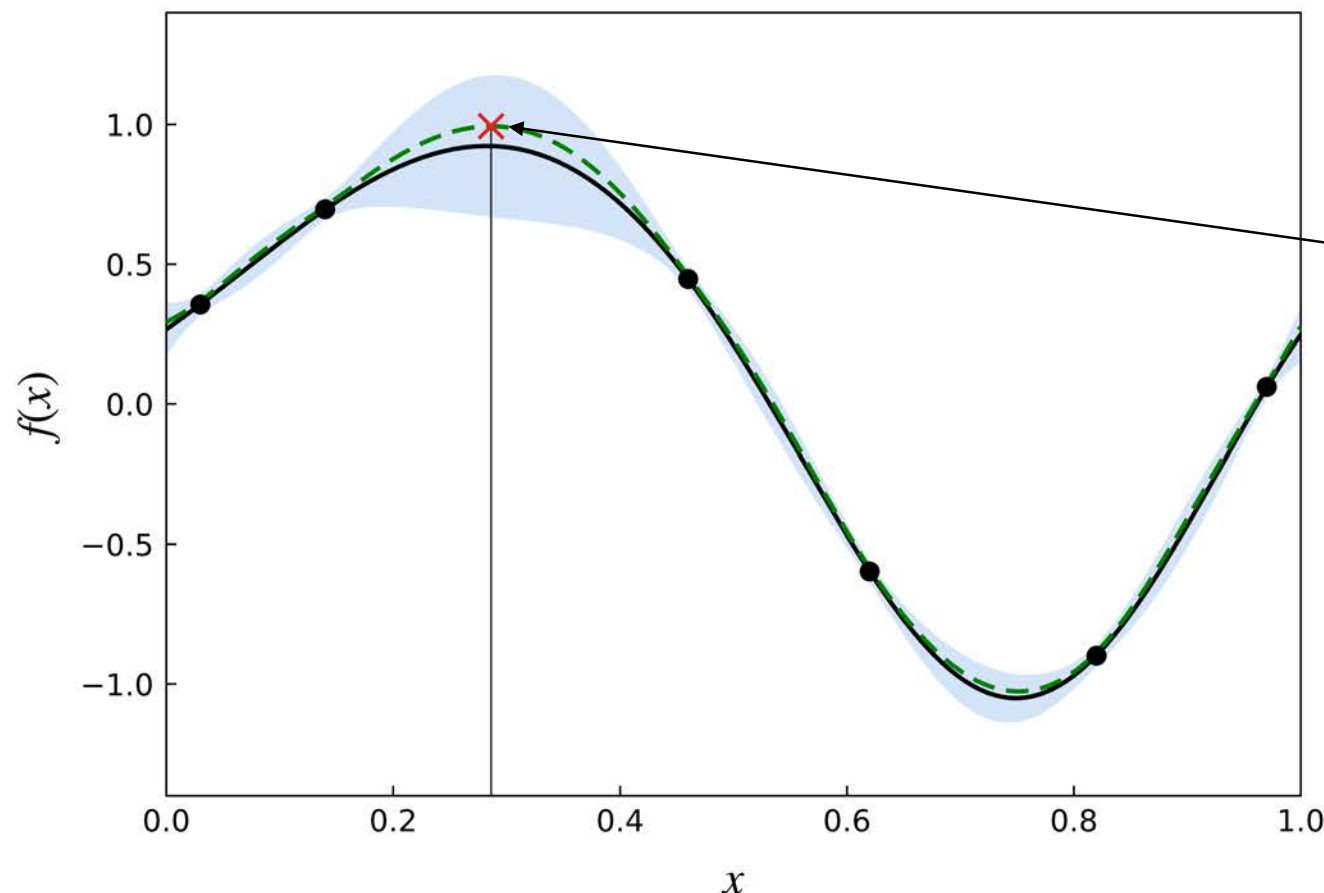
$$p(f|\mathcal{D}_t)$$

- Observed data
- Posterior mean
- 95% interval (latent f)

※実現例：目的関数がガウス過程に従うと仮定し、

ガウス過程回帰 (GPR: Gaussian Process Regression)により平均と分散を計算

- 1次元入力を例に



獲得関数を最大化する候補点を選ぶ

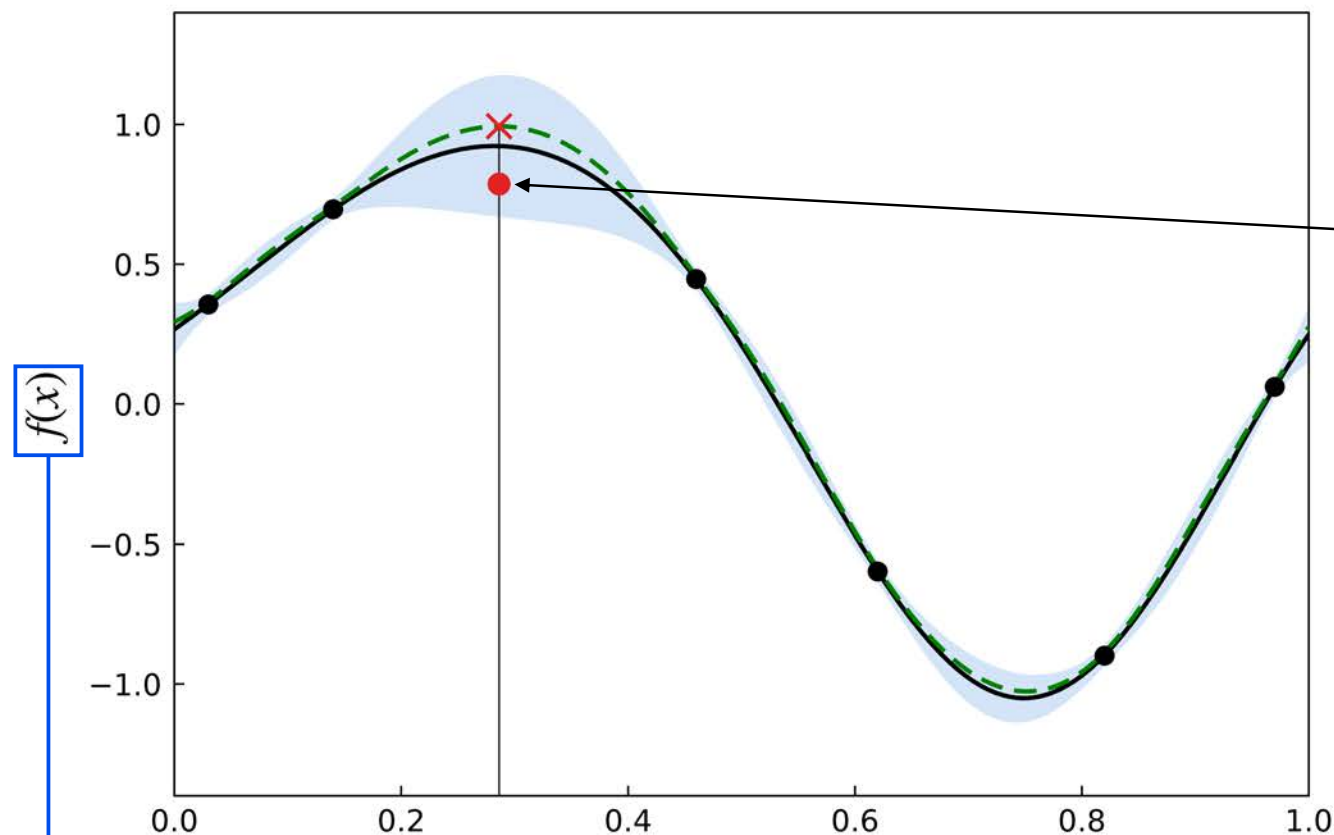
$$\mathbf{x}_{(t+1)} = \operatorname{argmax}_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}} \alpha(\mathbf{x} | p, D_t)$$

- Observed data
- Posterior mean
- 95% interval (latent f)
- - - Acquisition (UCB)
- × Next sampling point

獲得関数: 入力点の”良さ”を確率分布に基づいて定量評価

- e.g., 期待改善量 (EI: Expected Improvement), 改善確率量 (PI: Probability of Improvement), 信頼上限 (UCB: Upper Confidence Bound)

- 1次元入力を例に



データセットを更新

$$\mathcal{D}_{(t+1)} = \mathcal{D}_t \cup \{(\underline{\mathbf{x}}_{t+1}, \underline{y}_{t+1})\}$$

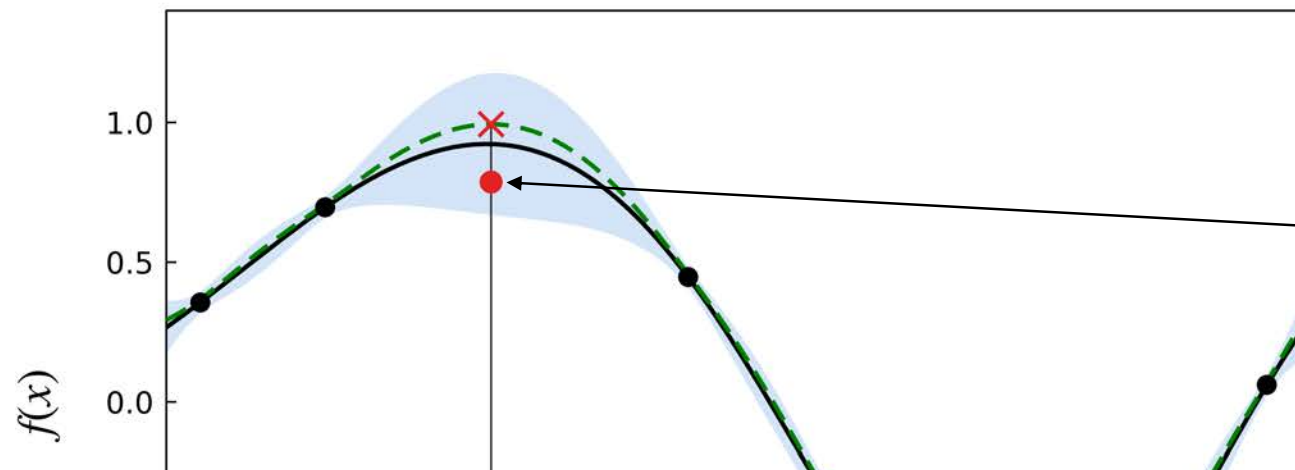
- Observed data
- Posterior mean
- 95% interval (latent f)
- - - Acquisition (UCB)
- × Next sampling point
- New observation

x

送信電力や配置を並べたベクトルを入力とみなせばよい

例：スループットの場所平均

- 1次元入力を例に



データセットを更新

$$\mathcal{D}_{(t+1)} = \mathcal{D}_t \cup \{(\underline{\mathbf{x}}_{t+1}, \underline{y}_{t+1})\}$$

ざっくりまとめると：

「未知関数について確率的な情報を持ち、その不確実性を利用して逐次的に探索する
ブラックボックス最適化」

注意点として：

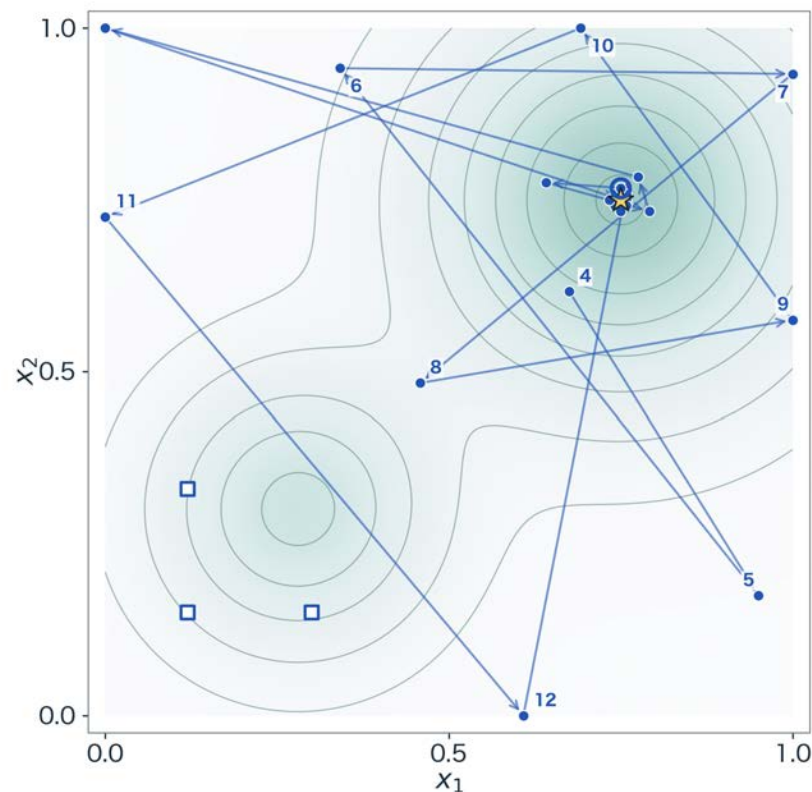
「ベイズ最適化 $\neq$ ベイズ統計によって最適化問題そのものを解く手法」

手法	探索	勾配	過去の評価値の利用	並列探索	高価な評価への適性	雑音耐性
Random Search	大域	不要	△	◎	×	○
Nelder-Mead Simplex	局所	不要	○	△	△	△～×
Simulated Annealing	大域志向	不要	△	△	×	○～△
Genetic Algorithm	大域志向	不要	○	◎	△～×	○
CMA-ES	大域志向	不要	○	◎	△	◎～○
Bayesian Optimization	大域志向	不要	◎	△	◎	◎

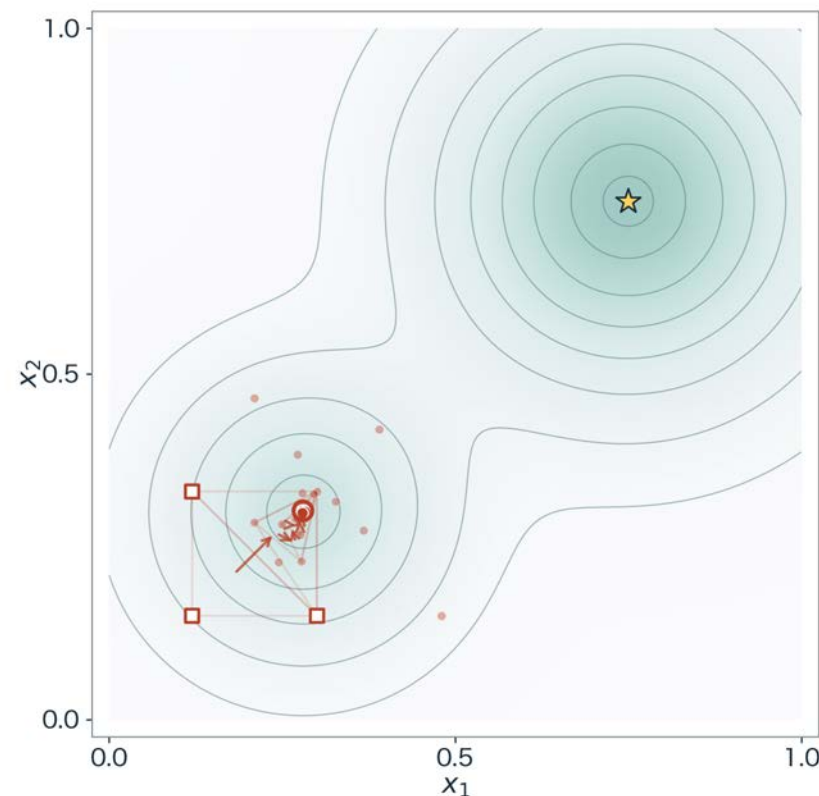
※一般的な傾向を整理したもの。問題設定・実装により性能は異なる

- ・ **逐次的かつ重い実験での探索となればBOが有力な選択肢**
- ・ 個々の実験が軽い、並列化が効くなどの場合：
 - GAやCMA-ES、マルチスタートを伴うNelder-Mead Simplexも強力

ベイズ最適化



Nelder-Mead法



- BOは予測値と不確定性をもとに離れた点も評価
- 局所解へ落とすだけなら古典的な方法も強力
 - マルチスタートの併用によるよりよい局所解探索も可

SNR (Signal-to-Noise Ratio)が十分高いときの通信路容量

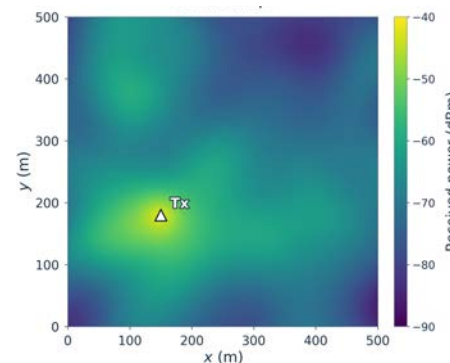
$$C = \log_2 \left(1 + \frac{10^{P(\mathbf{x})/10}}{N_0} \right) \quad N_0 \text{ 平均雑音電力[dBm/Hz]}$$

$$\approx \log_2 \left(\frac{10^{P(\mathbf{x})/10}}{N_0} \right)$$

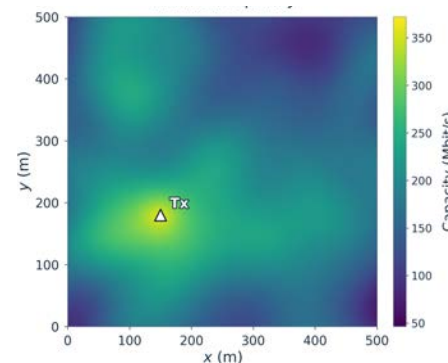
$$= \underbrace{\frac{\log_2 10}{10}}_{\text{定数}} P(\mathbf{x}) - \underbrace{\log_2 N_0}_{\text{定数}} \quad [\text{bps}]$$

$$C \sim \mathcal{GP} \left(\bar{P}(\mathbf{x}) - \log_2 N_0, \left(\frac{\log_2 10}{10} \right)^2 k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') \right)$$

受信電力[dBm]



通信路容量



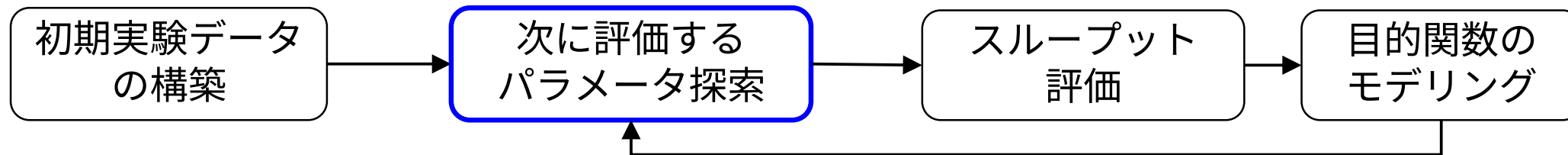
伝搬路が

- 距離減衰
 - 対数正規シャドウイング
- に従うとき

- 通信路容量を受信座標を入力としたGPで近似できそう
 - 通信路容量の面平均も同様にGPでいけそう→ベイズ最適化と根本的に相性がよさそう
 - SINRについても(Sが大きい領域では)同様の話ができそう

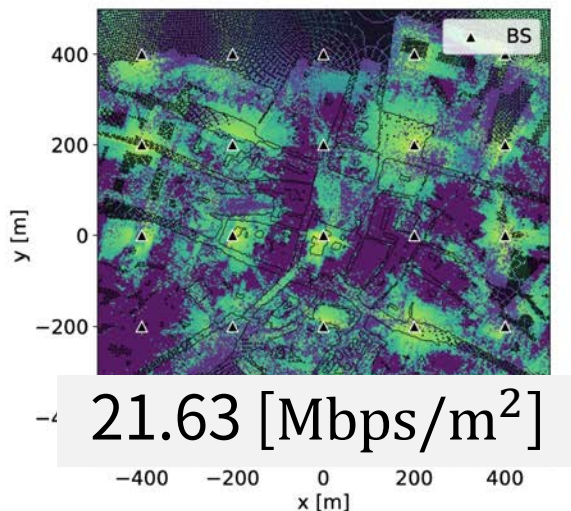
素朴な実装

入力：基地局のパラメータ集合、出力：面的平均スループットを目的関数

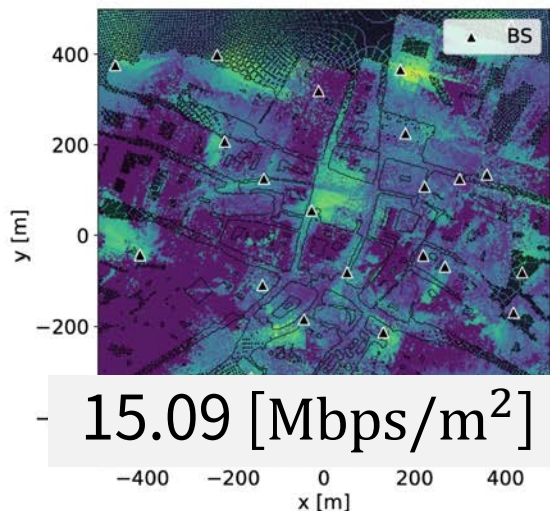


基地局25台，評価2500回での最適化例 (スループットの面平均最大化)

正則配置 w/
無指向性アンテナ



BO
(全変数一括探索)



基地局設計における問題点

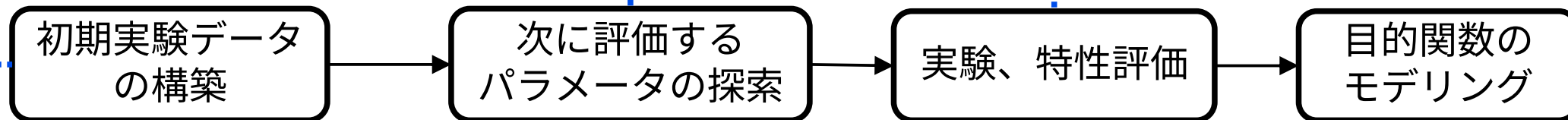
- 入力次元が基地局台数に比例
 - (探索次元数：25台×6=150)
- 正則配置にすら劣るおそれ

Warm Start

よさそうな実験条件を初期実験に混ぜ込む

TurBO (Trust Region Bayesian Optimization)

有望領域の周囲に信頼領域を設定し、その内部で局所的にBO



Multi-Fidelity BO

低精度・低コストな評価と高精度・高コストな評価を組合せ

Additive BO (加法性分解)

変数集合を低次元のグループに分割して目的関数を加法分解

LLMをウォームスタートや目的関数モデリングに活用する試みも (LLAMBO: T. Liu et al., ICLR'24)

Warm Start

六角形での基地局配置を初期条件に混ぜ込む

TurBO (Trust Region Bayesian Optimization)

現在の基地局構成の周囲でパラメータの探索範囲を適応的に更新

初期実験データ
の構築

次に評価する
パラメータの探索

実験、特性評価

目的関数の
モデリング

Multi-Fidelity BO

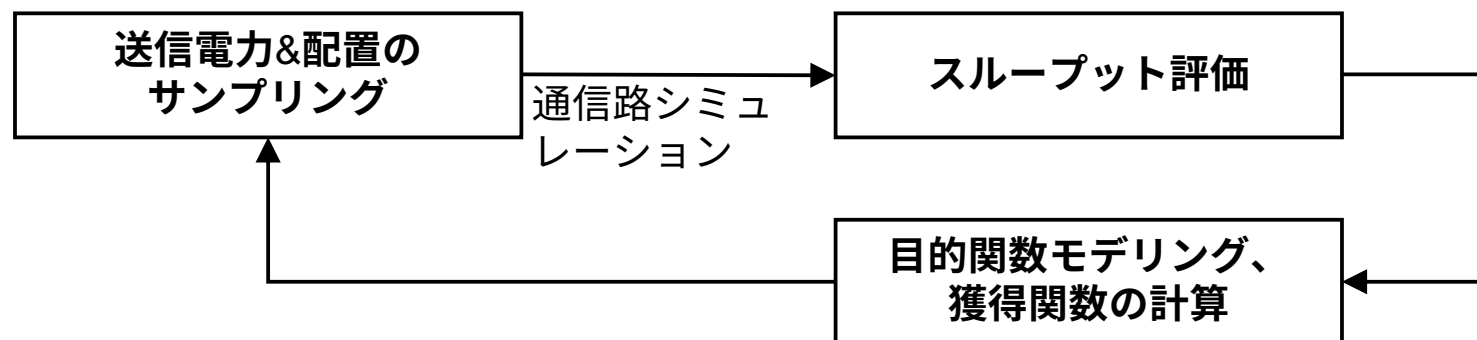
反射回数の異なるレイトレでの評価経路を複数用意

Additive BO (加法性分解)

基地局を複数の局所グループに(空間や周波数軸で)分割

効率化が効く箇所とドメイン知識を踏まえた推論設計が重要

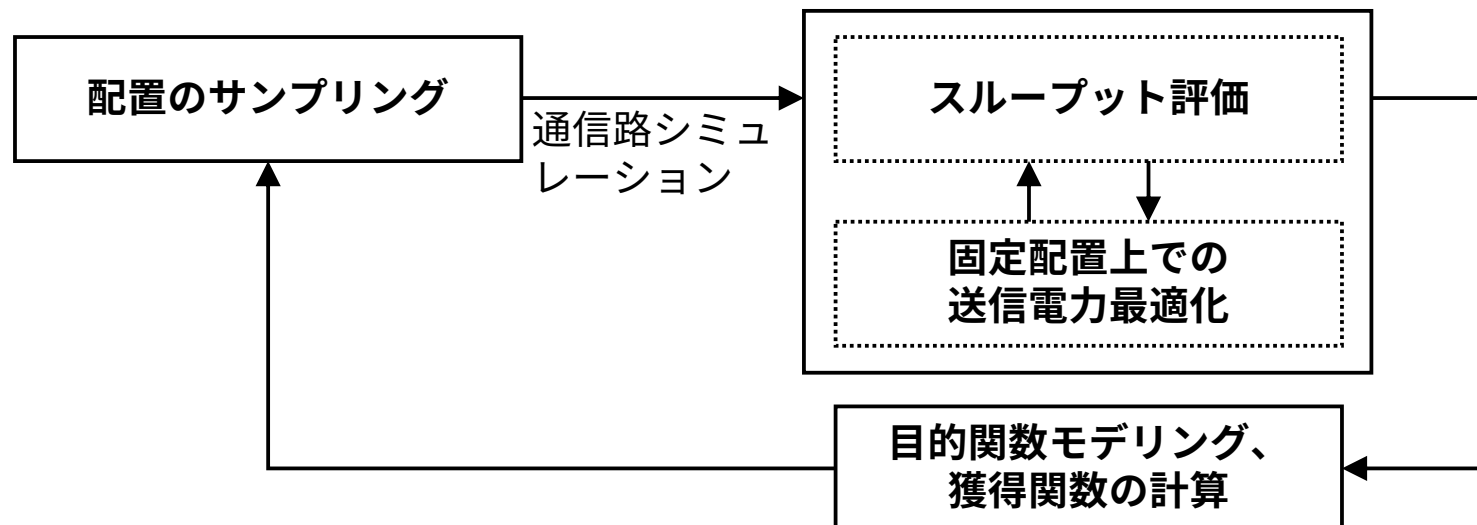
方針1: 配置と電力全てを一括で選択



条件

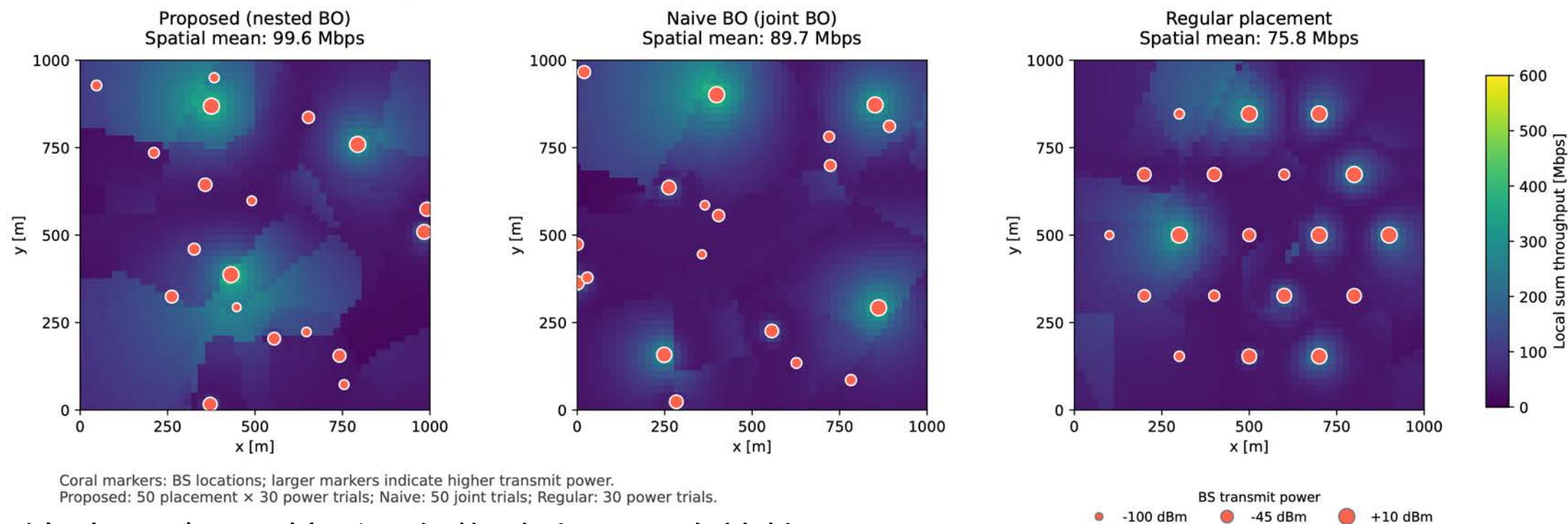
目的関数：スループットの面平均
周波数：シングルチャネル
アンテナ：無指向性

方針2: 配置のみ選択後、その配置で電力を最適化



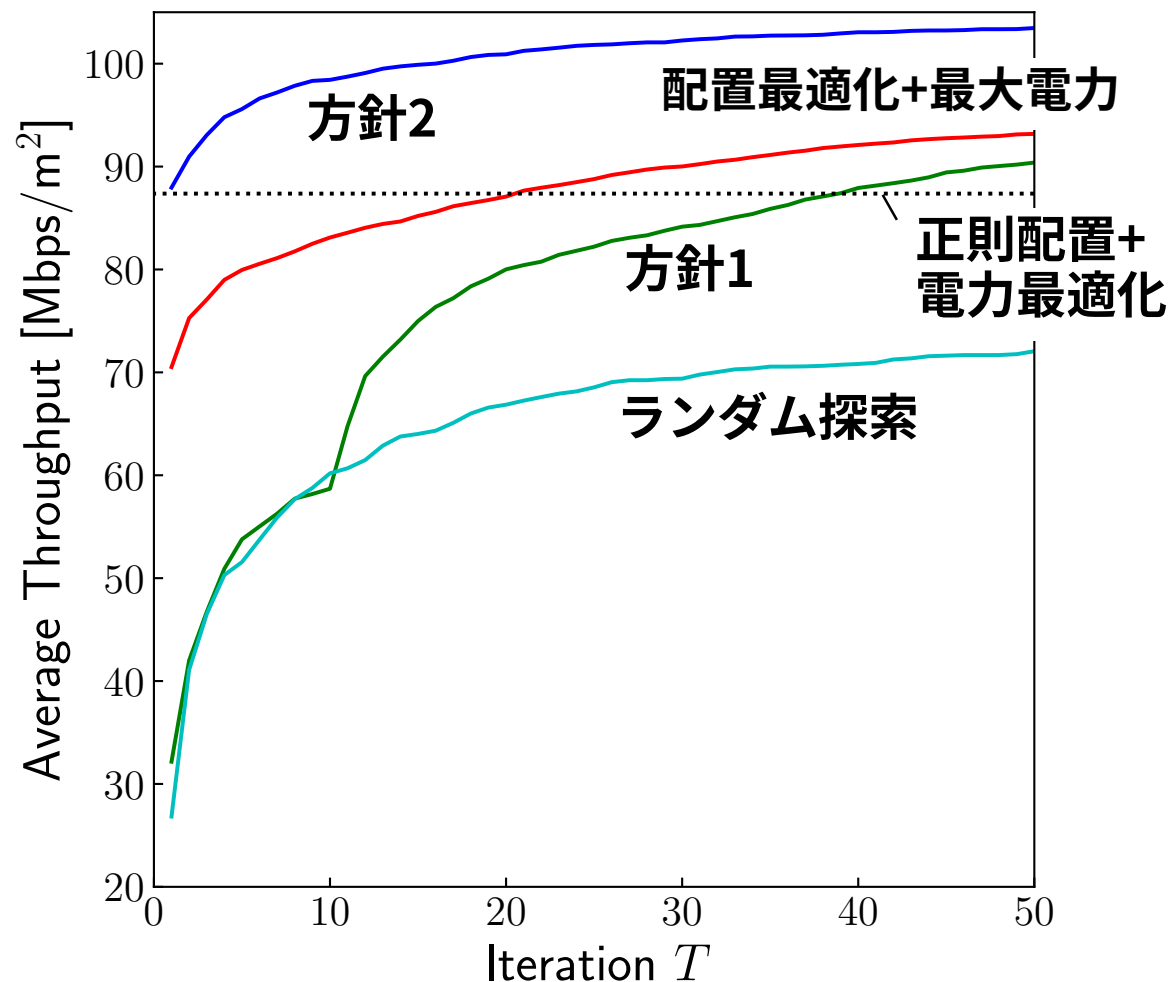
- 配置 (+アンテナ) が決まれば伝搬損失の場所依存性は一意に定まる
 - レイトレの結果を使いまわし、その中で電力最適化をすれば **レイトレの実行数削減に**
- K. Sato** and K. Suto, IEEE Netw. Lett., vol. 6, no. 4, Dec. 2024.

- エリアサイズ：1km四方
- 伝搬路：距離減衰+空間相関シャドウイング (相関距離200m)
- 帯域幅：20MHz
- アンテナ：無指向性



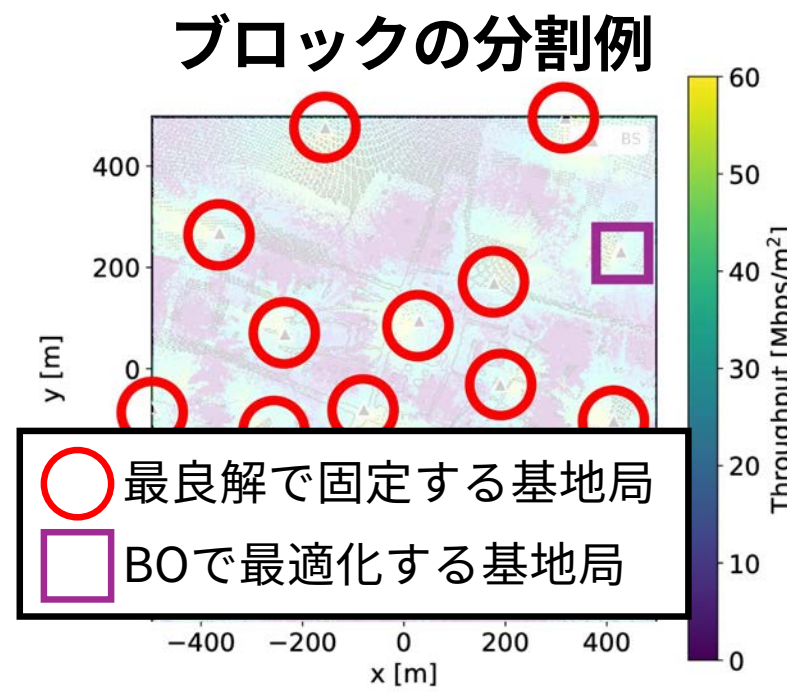
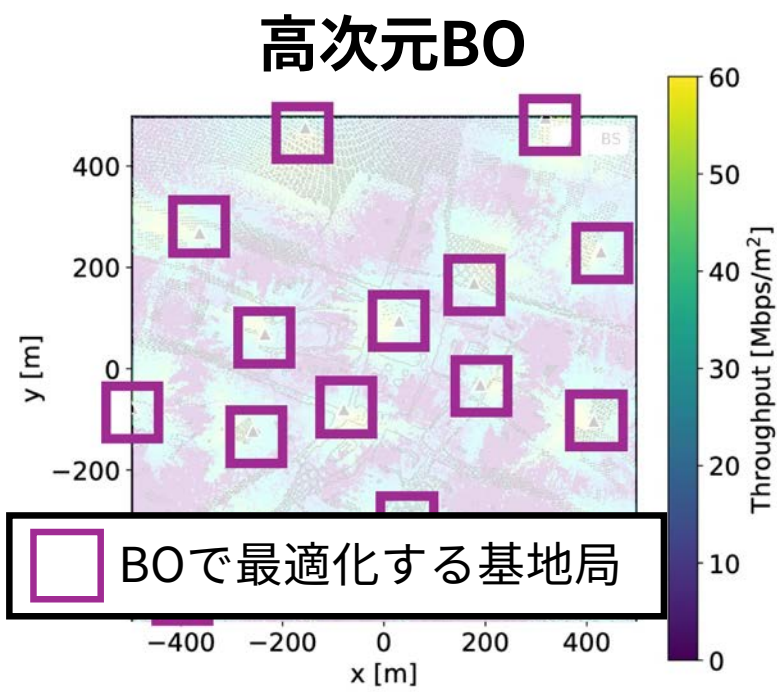
- 統計モデルに基づく伝搬路上でも改善効果

- 送信局7台
 - $3[\text{変数}] \times 7 = 21$ 変数
- 1000m四方
- 初期データ数8
- RBFカーネル
- 相関距離200m
- 標準偏差6dB
- 帯域幅20MHz
- 最大送信電力10mW
- 試行回数100回



- 限られた評価回数で高スループット

- 複数基地局のパラメータを一括で探索する場合…
 - 高次元入力を取り扱う必要
 - **評価のたびに基地局台数分のレイトレを実行する必要**
- **ブロック座標降下法**を用いた変数の分割による探索の効率化が有効か？
 - 基地局/1ブロックとみなす
 - ブロック外の基地局のパラメータは固定しておく

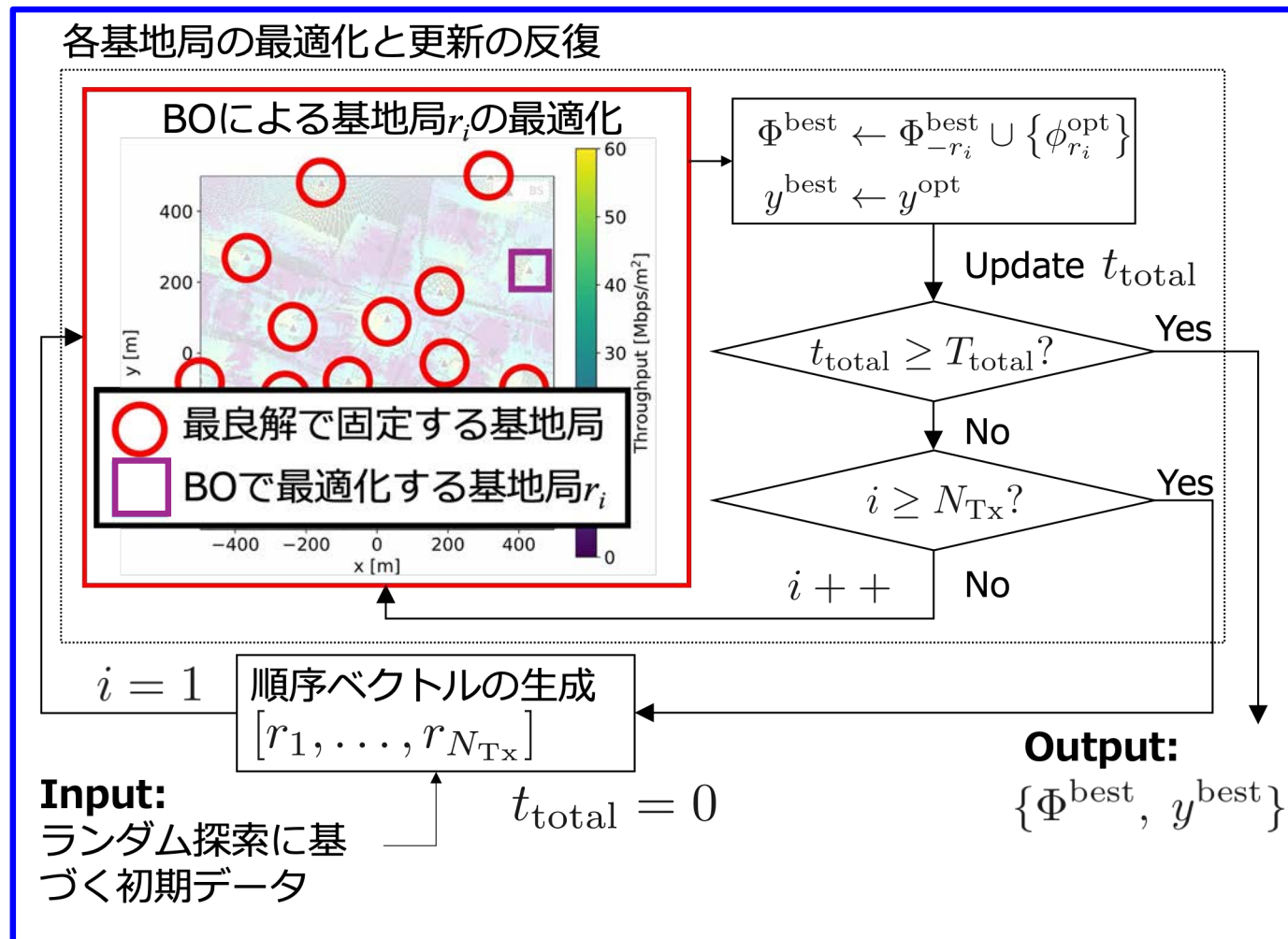


提案概要

- **基地局1台を1ブロック**とみなす
- ブロックごと逐次的にBO
 - 他の基地局は固定
- BOごとの探索次元の削減による探索効率向上を期待

主な条件

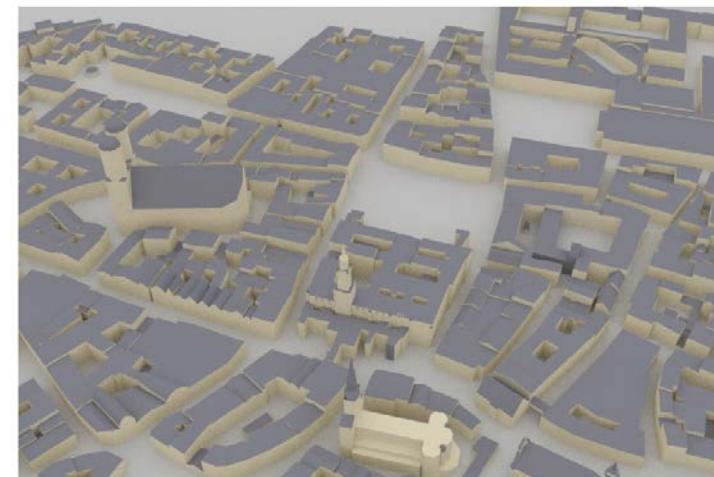
- シングルチャネル
- 指向性は静的
- 送受信アンテナ高は固定



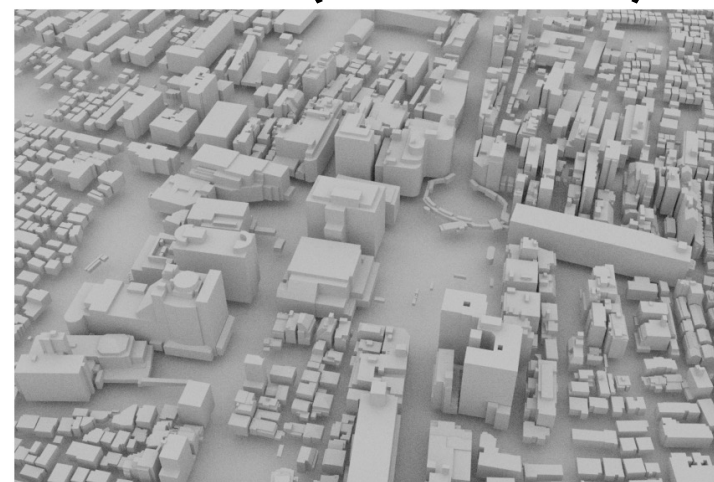
- **K. Takamori** and **K. Sato**, IEEE INFOCOM2026, May 2026 (poster).
- **高森, 佐藤**, 信学技報, vol. 126, no. 120, SR2026-23, pp. 18-23, 2026年7月.

- Sionna RT 1.1.0を利用して検証
- 基地局台数：25台 (150次元)
- 都市モデル：ミュンヘン / 調布駅周辺, 1km四方
- 評価予算：シミュレーション2500回 / 探索時間1時間
- 各手法に対して独立に10回の探索試行
- 計算環境概要：
 - 言語：Python 3.12.10
 - CPU：Ryzen Threadripper 7980X
 - GPU：RTX 4090

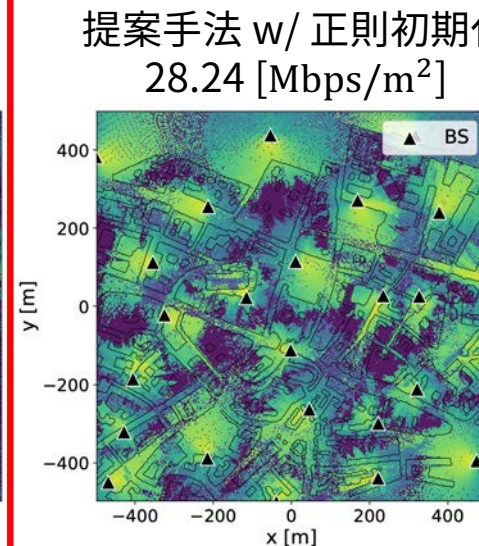
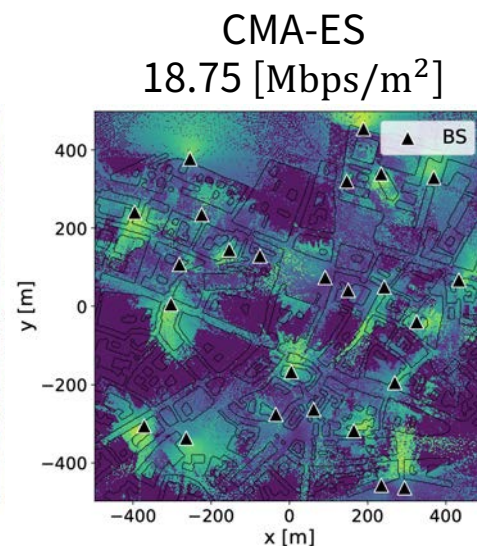
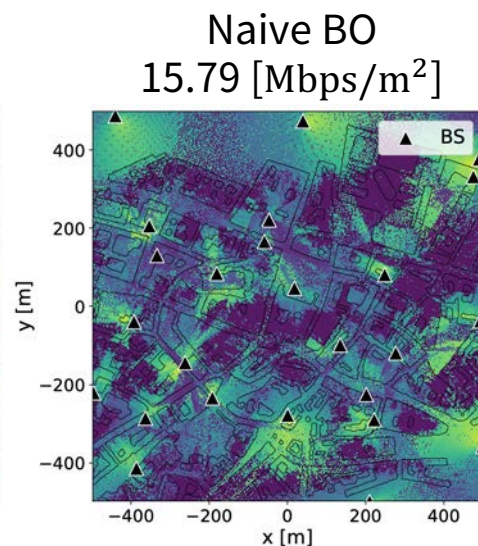
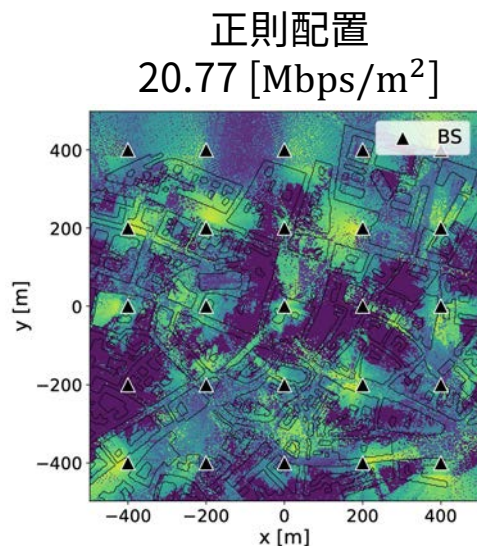
ミュンヘン



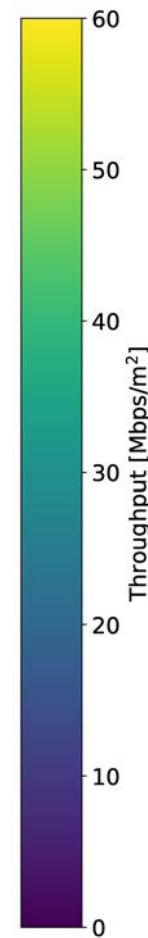
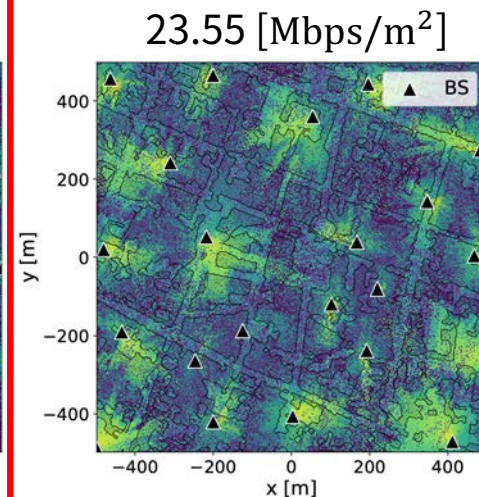
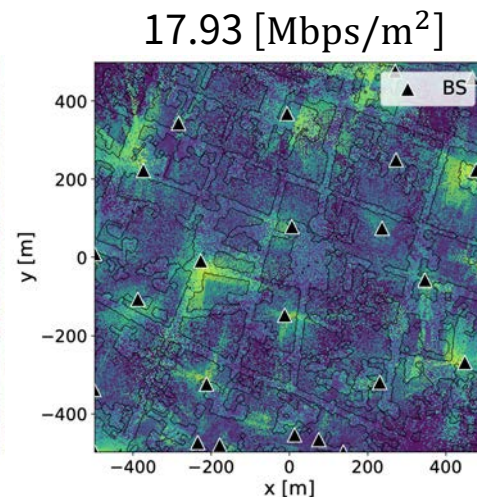
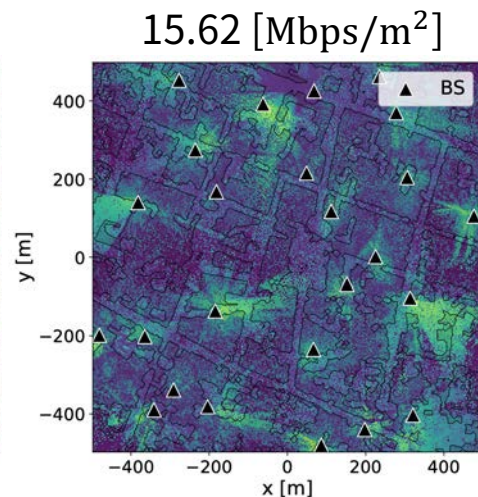
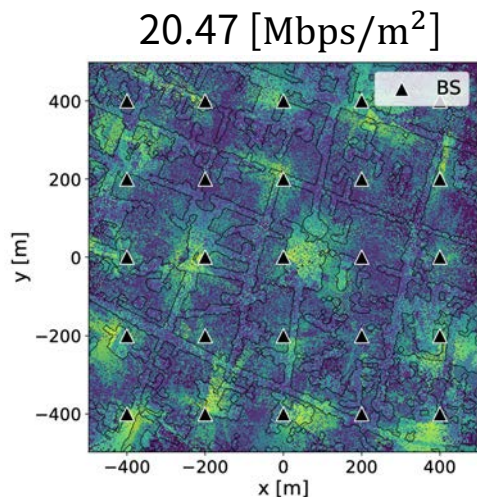
都内 (調布駅周辺)



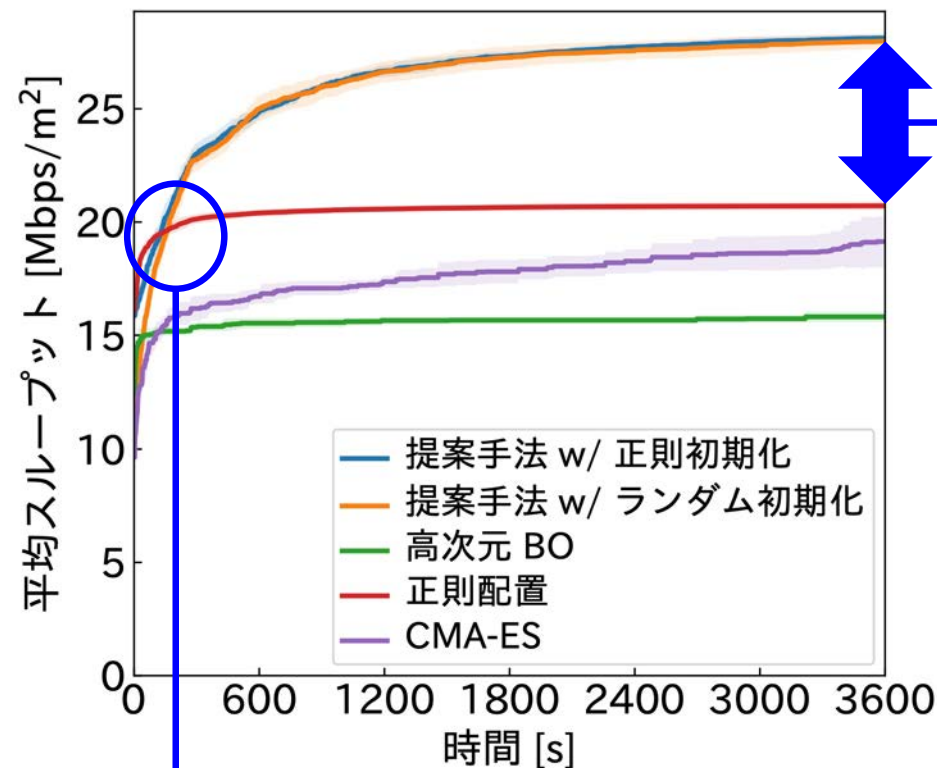
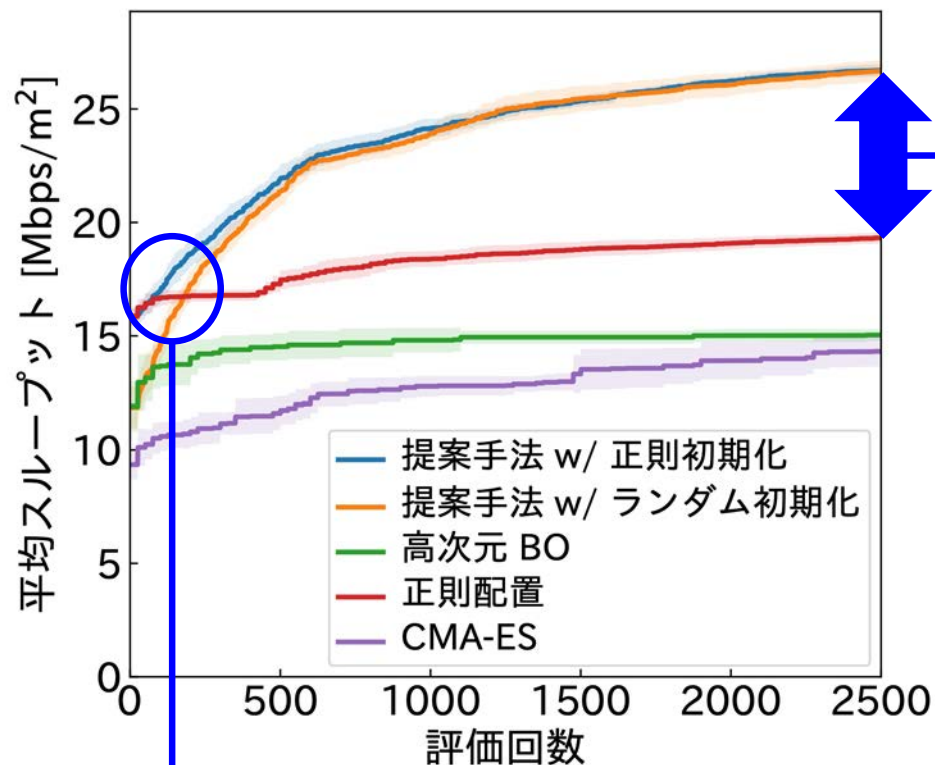
ミュンヘン



調布駅周辺



最終性能：正則配置と比べて +38.83% / +35.14% の改善



収束速度：200回 / 200秒以内に全比較手法を上回る

- 離散候補点への対応
- 動的な基地局制御を踏まえた設計 (e.g., マルチユーザMIMO)、人流の考慮
- 収束性の理論的な議論

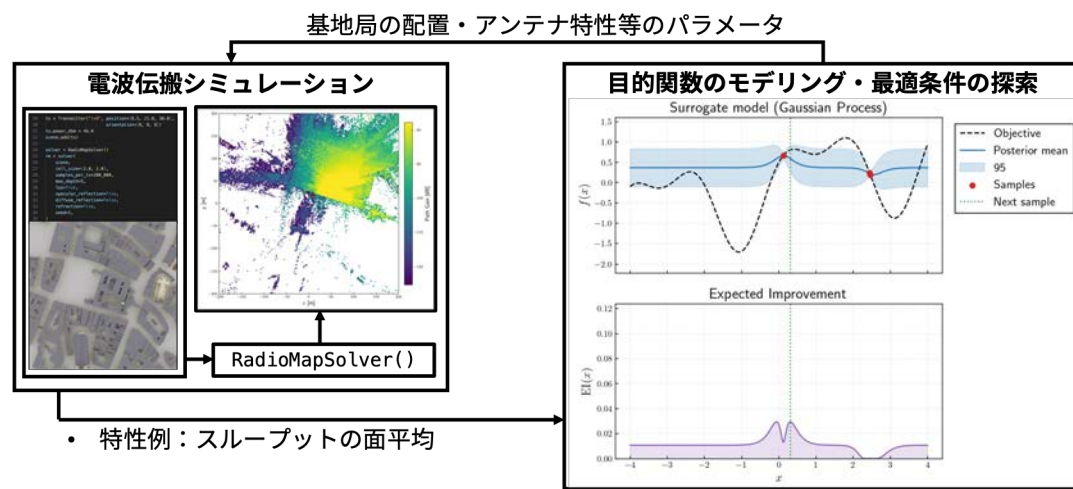
- **複数基地局を離散候補点から選択**する場合、探索空間は組合せ的に増大
連続変数のBO **組合せ構造に対するBO (BOCS)**

$$f(\boldsymbol{x}) \sim \mathcal{GP}(m(\boldsymbol{x}), k(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x}'))$$

$$\hat{f}(\boldsymbol{x}) = \alpha_0 + \underbrace{\sum_i \alpha_i x_i}_{\text{単独の効果}} + \underbrace{\sum_{i < j} \alpha_{ij} x_i x_j}_{\text{相互作用}}$$

- 入力のにさに基づいて応答を予測
- 次の候補：EIやUCBを連続空間で最適化
 - 0/1へ単純流用すると、連続解の丸めと指数的に増える組合せへの対応が必須
- 現実的な基地局設計は離散/連続の混合→両者を踏まえた設計が必須？
- BOCS: R. Baptista and M. Poloczek, ICML 2018.
- 事前データ生成+次元圧縮: 神崎, 佐藤, 信学ソ大, Sept. 2026.
- 疎なベイズ線形回帰により低次の相互作用をモデリング
- 次の候補：係数を事後分布からサンプルして探索
 - Thompson Samplingで不確実性を反映

- ・ 離散候補点への対応
- ・ 動的な基地局制御を踏まえた設計 (e.g., マルチユーザMIMO)、人流の考慮
- ・ 収束性の理論的な議論



- 現状は**通信品質の面平均最大化**
- 動的な基地局の考慮には：
 - **人流の導入**が必須
 - I/Qレベルでのレイトレも必須 (**RadioMapSolverが使えない**)

人流に関するデータの例

- ・ 国土交通省公開データ (1kmメッシュ)
- ・ Geo-Technologies, Geo-People
- ・ docomo, モバイル空間統計
- ・ ESRIジャパン, KDDI Location Data
- ・ SUMOでの交通流シミュレーション

人流・空間統計との融合が鍵？
(この手のデータは買うと高そうですが…)

- 離散候補点への対応
- 動的な基地局制御を踏まえた設計 (e.g., マルチユーザMIMO)、人流の考慮
- 収束性の理論的な議論

最大化問題： $f^* = \max_{x \in \mathcal{X}} f(x)$, 第 t 回の評価点を x_t とする

探索中に積み重なる損失

$$r_t = f^* - f(x_t), \quad R_T = \sum_{t=1}^T r_t$$

評価した中での最良値の損失

$$s_T = f^* - \max_{1 \leq t \leq T} f(x_t)$$

No-Regret (ゼロリグレット性)

$$\frac{R_T}{T} \longrightarrow 0 \quad (T \rightarrow \infty)$$

Simple Regret (単純リグレット)

$$0 \leq s_T \leq \frac{R_T}{T}$$

- 実特性の良さの評価には単純リグレットが効くが、解析が困難
 - GP-UCB等では累積リグレットに対する上界解析が代表的 (no-regretなら $s_T \rightarrow 0$)
 - 基地局設計の問題での取り扱い？

講演概要

- ベイズ最適化を用いた無線基地局の自動設計について紹介した
 - ベイズ最適化とは？
 - 基地局設計において何が問題となるか？(次元数の問題)
 - その解決の方策は？具体例は？
- 具体例として以下2つをご紹介
 - 入れ子型の探索による効率化
 - ブロック座標降下法を用いた効率化

謝辞

- 電気通信大学 大学院 高森翔琉氏、神崎昂紀氏に御礼申し上げます

問い合わせ先

- 電気通信大学 佐藤光哉
- k_sato@ieee.org