



イジングマシンを活用した複数車種の車体構造同時設計最適化

2025/5/9 第2回Quantum CAE研究会

マツダ株式会社

近藤 俊樹

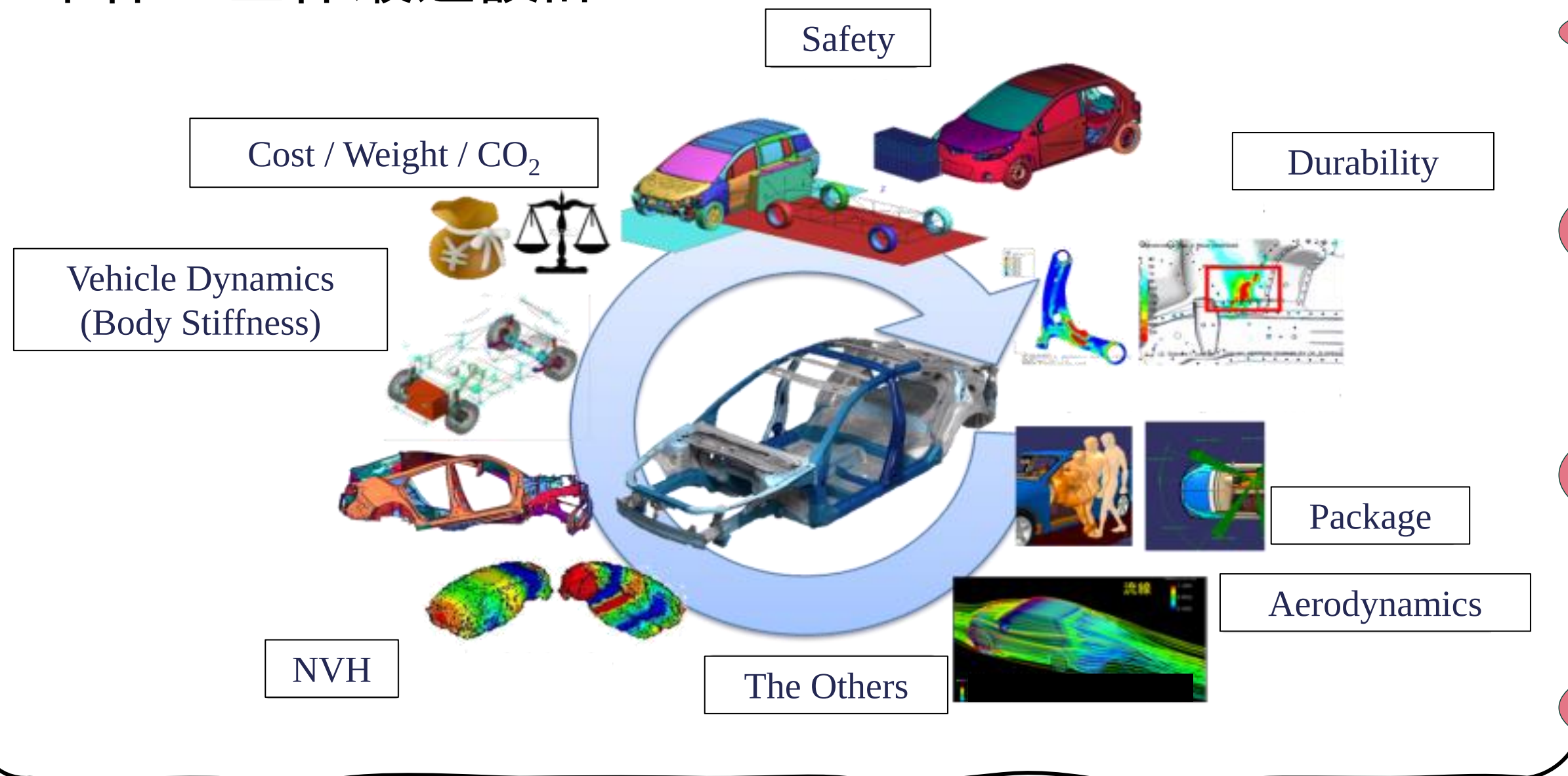
Contents

1. 背景/目的
2. ベンチマーク問題
3. FMQA
4. 提案手法と数値実験
5. 考察
6. まとめ

1.1 車体構造の全体最適設計

車体の全体最適においては、既存の最適化手法の適用に多くの困難が伴い、また必ずしも最適解をそのまま商品適用することもしできない

車体の全体最適設計



変数の大規模化

1つの車体評価に
莫大な計算コストが発生

高精度化に伴う
各モデルのブラックボックス化

定量化できない評価の織り込み

1.2 社内での最適化技術の適用変遷と残存課題

最適化結果を活用し、指標化や設計知見をFBする独自の設計支援技術の開発を進めてきたが、その解析時間に課題が残っている

2010年～ 設計限界(やり切り度)の定量化

2017年～ 最適化プロセス/結果から設計知見を設計/開発者にFB

残存課題：解析時間の低減

- ✓ CAE/シミュレーションの高速化
- ✓ **CAE/シミュレーション回数の低減**

1.3 従来の評価回数低減アプローチの課題

いくつかのアプローチが存在するが、いずれも困難な課題を保有している

1. ベイズ最適化に代表される評価回数低減に強みのある最適化手法の適用

➡ 大規模な変数を持つ最適化問題への適用は困難

2. 事前に近似モデルを構築し、近似モデル上で設計探査するアプローチの適用

➡ 教師データサンプル数低減とモデル精度向上の両立は困難
最適解の検証時における属人的試行錯誤の発生

1.4 目的

大規模で複雑なブラックボックス問題を小評価回数で求解する

➤ 検証題材

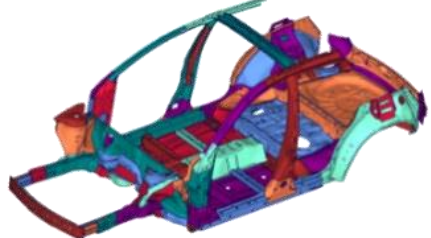
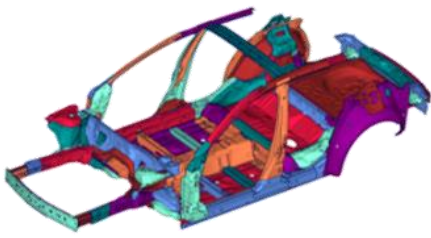
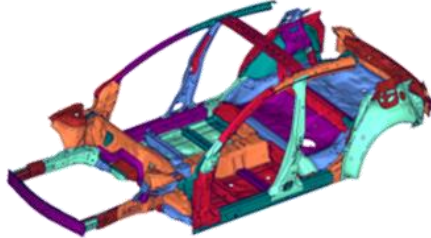
複数車種同時設計最適化問題[Kohira2017]

- 大規模変数
- 多制約
- 多目的
- ブラックボックス

2. 複数車種同時設計最適化問題

➤ 設計変数

- 1車種当たり74部品の板厚値

Cars	Parts
SUV-car	
Large-car	
Small-car	

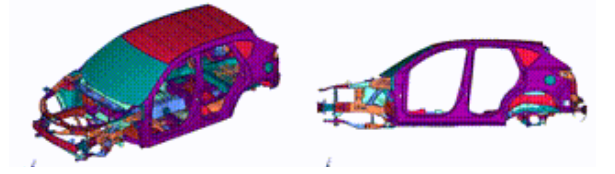
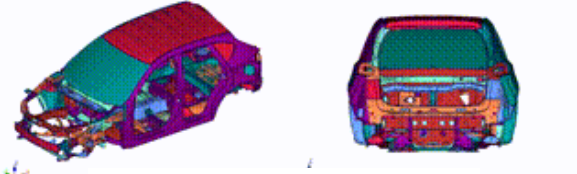
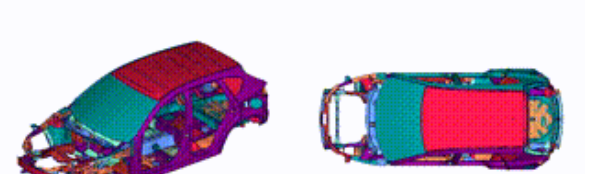
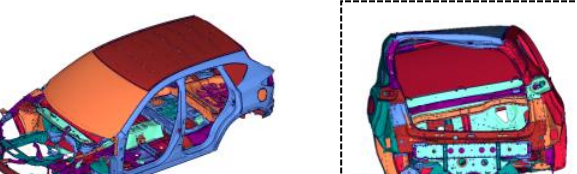
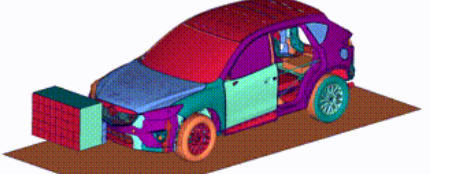
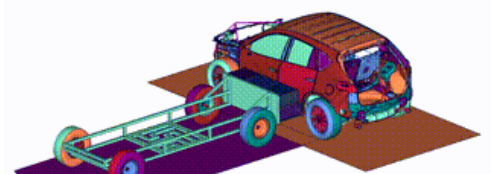
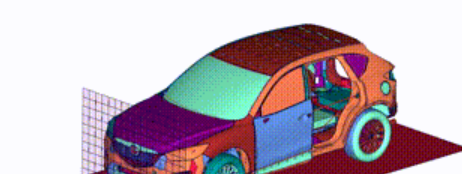
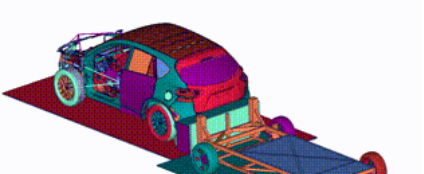
74 × 3car
Total: 222

➤ 目的関数

- 最小化: 総重量
- 最大化: 共通板厚部品点数

Total: 2

➤ 制約条件

NVH / 車体剛性	 <u>Longitudinal bending mode</u>	 <u>Torsional mode</u>
	 <u>Lateral bending mode</u>	 <u>Body stiffness</u>
衝突性能	 <u>Front offset impact</u>	 <u>Side impact</u>
	 <u>Front full-lap impact</u>	 <u>Rear impact</u>

+ 製造制約

18 × 3car
Total: 54

3.1 FMQA [Kitai2020]

機械学習手法の1つであるFM (Factorization Machines)によるQUBO定式化とイジングマシンによる最適化を組み合わせた手法である

➤ イジングマシン (Quantum annealing)

二次の最適化問題(QUBO)を量子(インスパイアード)計算により高速求解が期待される手法

$$\mathbf{x}^* = \operatorname{argmin}_{\mathbf{x} \in \{0,1\}^E} \left(\sum_{i=1}^E h_i x_i + \sum_{j,k=1}^E J_{jk} x_j x_k \right).$$

➤ FM (Factorization Machines)

学習データから二次多項式モデルを近似する機械学習手法

3.2 FMQAの適用課題

FMQAの適用に際しては大きく二つの課題がある

□ 評価関数への適切な重み付け

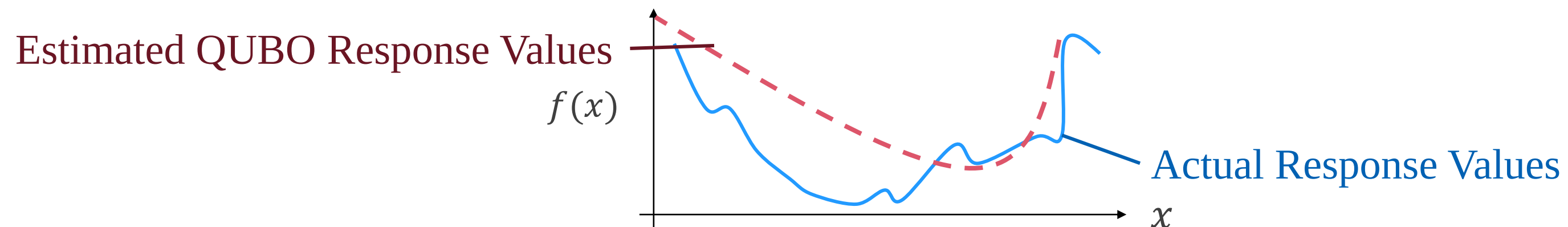
- 多目的多制約問題をイジングマシンで取り扱う場合, 単目的問題に帰着させる必要がある
- 効率的な探索には各評価関数を結合するための適切な重み付けが不可欠である

$$\mathbf{x}^* = \operatorname{argmin}_{\mathbf{x} \in \{0,1\}^E} \left(\sum_{i=1}^M \alpha_i f_i(\mathbf{x}) + \sum_{j=1}^C \beta_j g_j(\mathbf{x}) \right)$$

Weight of objective
Weight of constraint

□ 局所探索の抑制

- 近似モデル上の大域的な最適解が実評価モデルの局所解となる可能性がある
- 学習データの偏りが発生し, 近似モデルの更新が行われず局所的な領域の探索に固執してしまう



4.1 数値実験の計算条件

➤ イジングマシン : Fixstars Amplify Annealing Engine (量子インスパイアード)

➤ 定式化の設定:

■ Encoding : One-hot encoding (222 実数値変数 ➡ 1905 二値変数)

■ ペナルティ関数 : $penalty_j(\mathbf{x}) = \begin{cases} (g_j(\mathbf{x}) - 1)^2 & \text{if } g_j(\mathbf{x}) < 0, \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$

■ QUBOの概要 : $QUBO(\mathbf{x}) = \alpha_1 Mass(\mathbf{x}) + \alpha_2 CommonPartsNum(\mathbf{x}) +$

$$\sum_i^{14} \beta_i^{SU} penalty_i(\mathbf{x}_{SU}) + \sum_i^{14} \beta_i^{LV} penalty_i(\mathbf{x}_{LV}) + \sum_i^{14} \beta_i^{SV} penalty_i(\mathbf{x}_{SV}) + OtherPenalties(\mathbf{x})$$

➤ 最適化の設定:

■ 初期サンプル数: 100

■ 総評価回数: 1000

■ 試行回数: 5

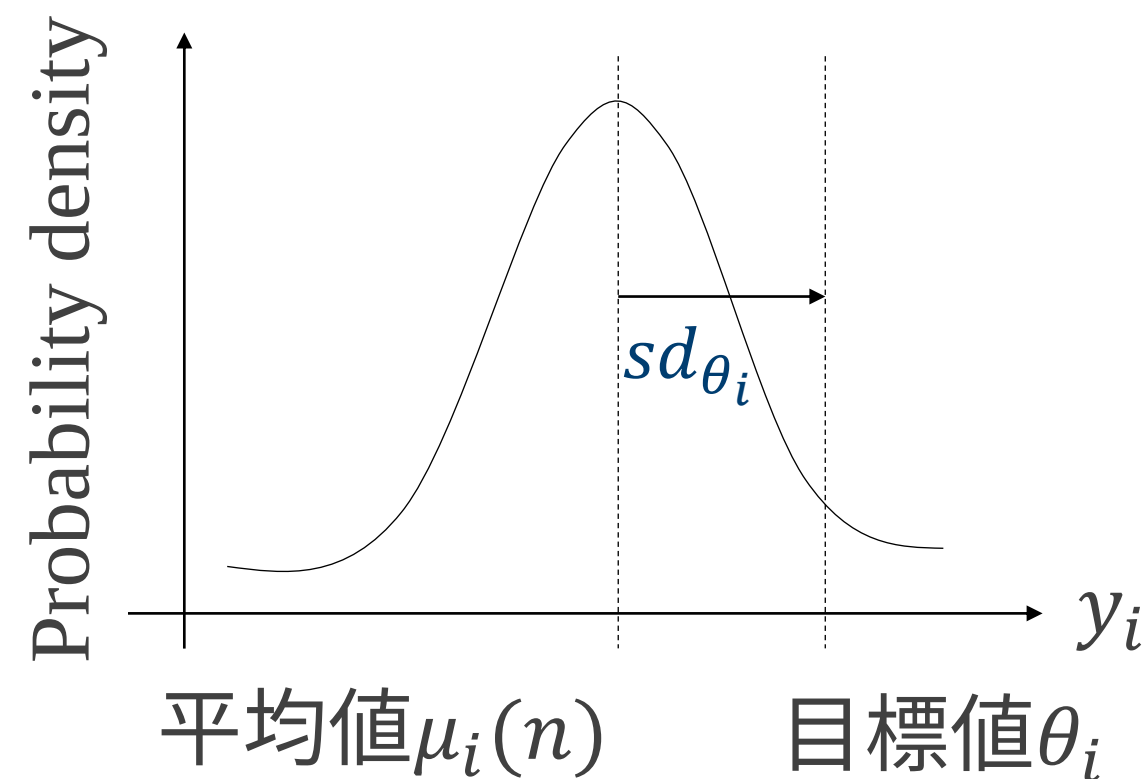
FMによるQUBO化

4.2 適応的な重み制御手法

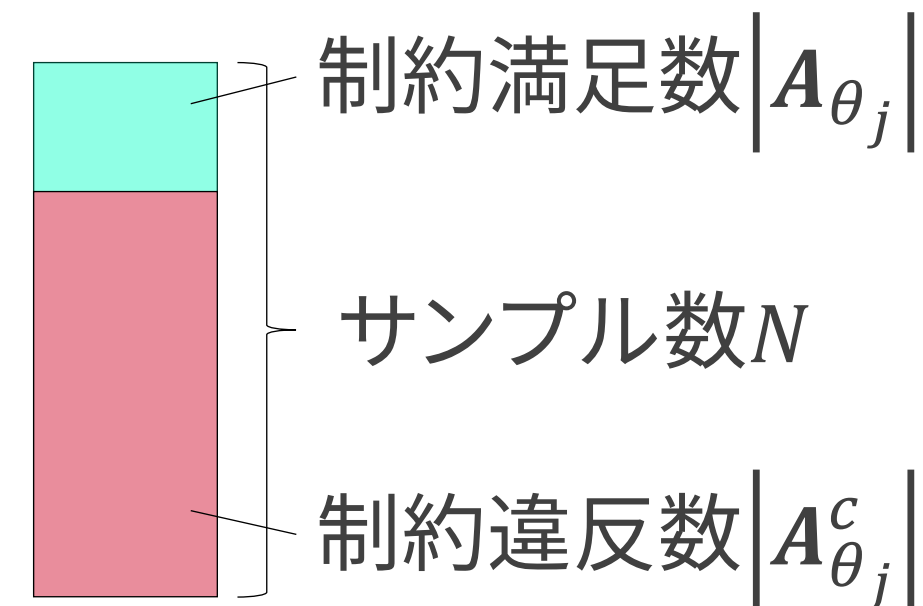
各評価関数の目標値とサンプル平均値の乖離を統計指標により算出し、イテレーション毎に動的に各評価関数に重みを与える

- ➡
- 評価関数への適切な重み付け
 - 局所探索の抑制

$$\mathbf{x}^* = \operatorname{argmin}_{\mathbf{x} \in \{0,1\}^E} \left(\sum_{i=1}^M \alpha_i f_i(\mathbf{x}) + \sum_{j=1}^C \beta_j g_j(\mathbf{x}) \right)$$



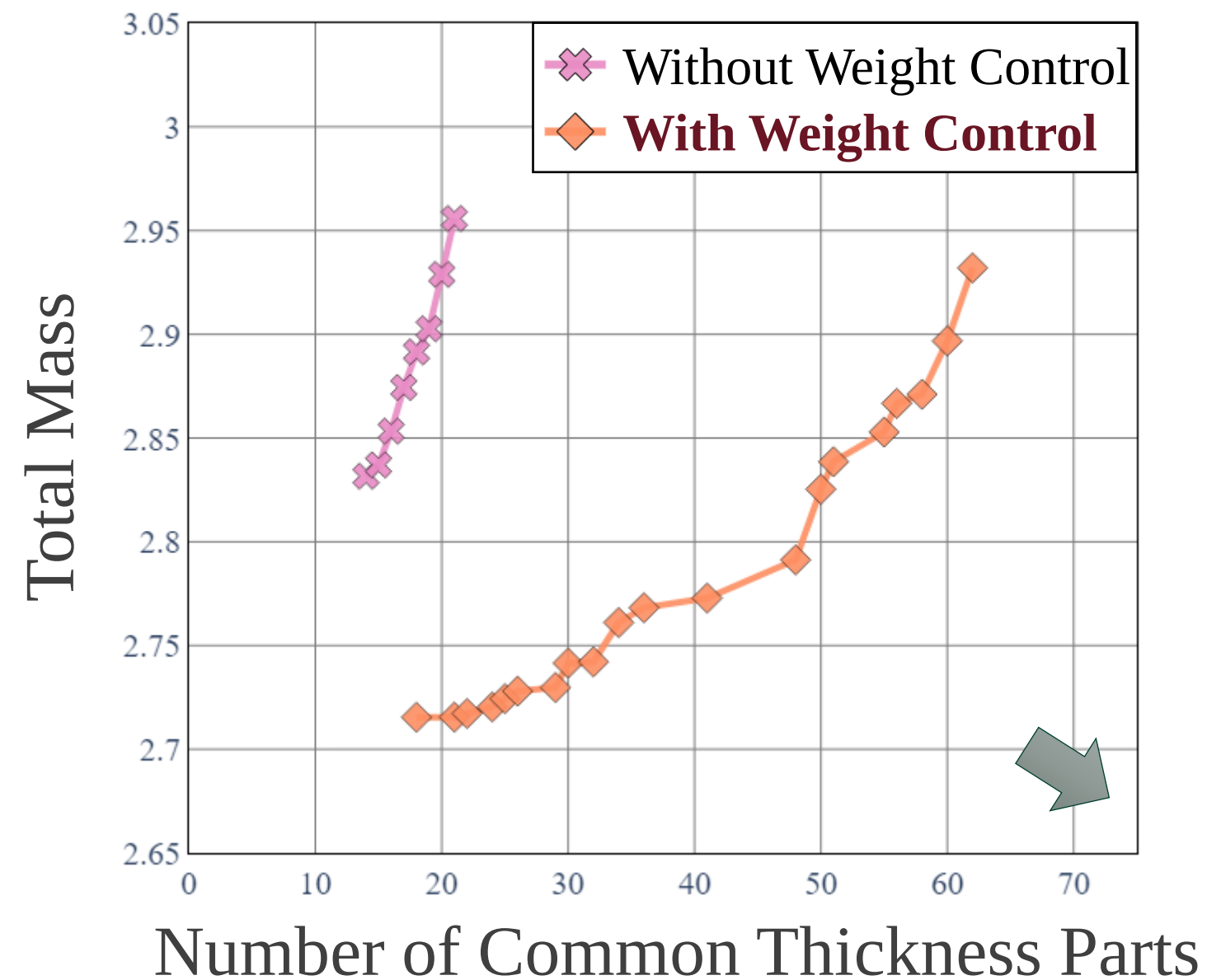
+



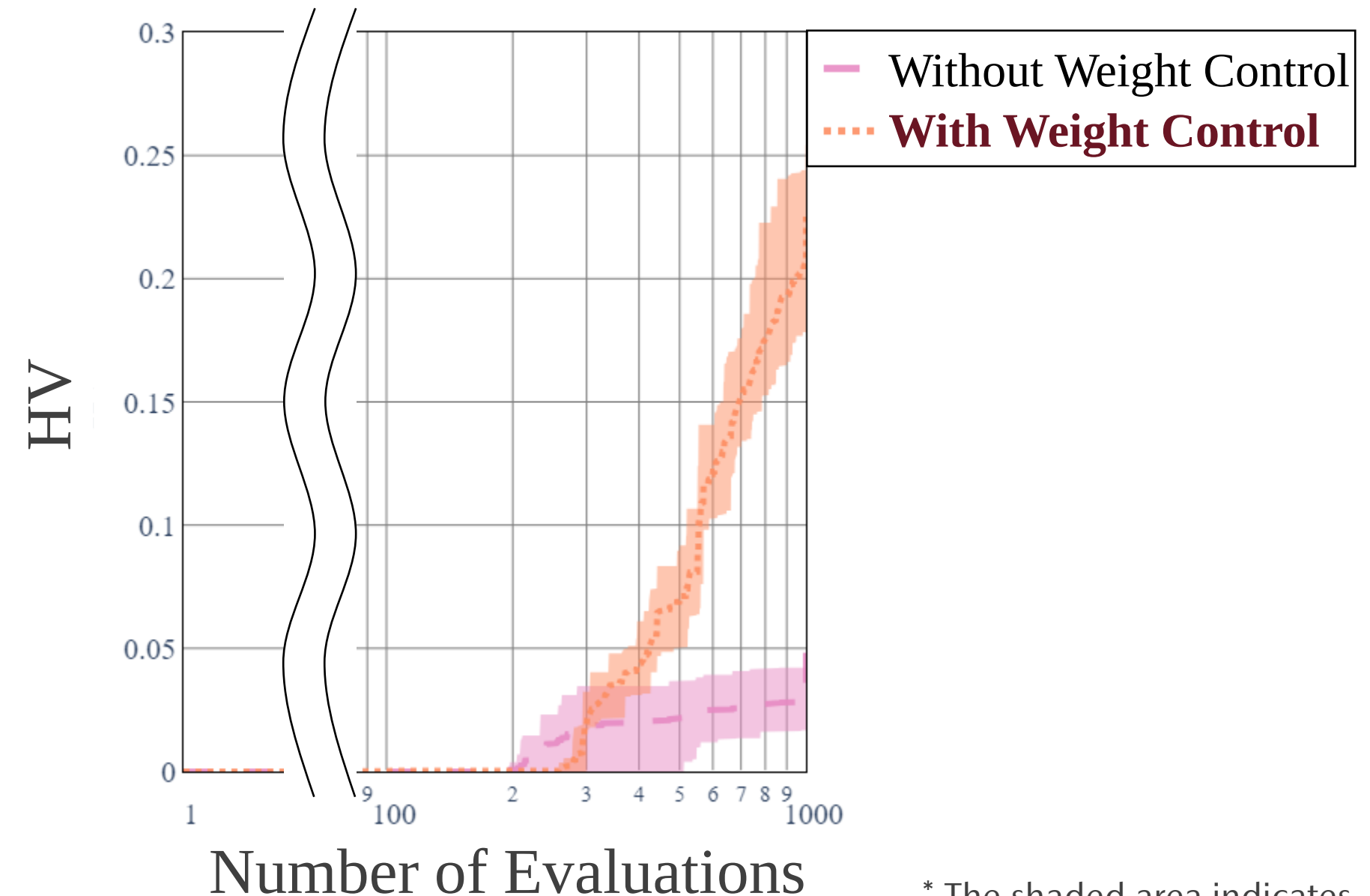
4.3 適応的な重み制御手法の効果検証

適応的な重み制御手法により探索性能が大きく向上した

➤ パレートフロント (最良ケース)



➤ HV History*



* The shaded area indicates the worst and the best.

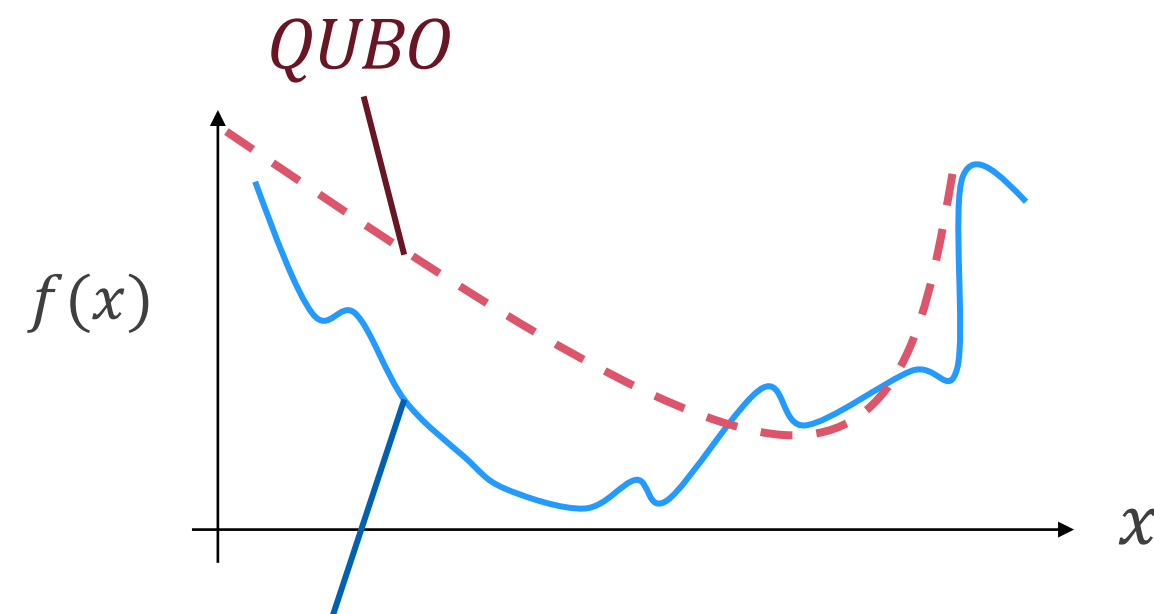
4.4 多点探索手法

異なるパラメータや手法を用いて複数の近似モデル(QUBO)を生成し、各QUBOごとに最適化を行う

□ 評価関数への適切な重み付け

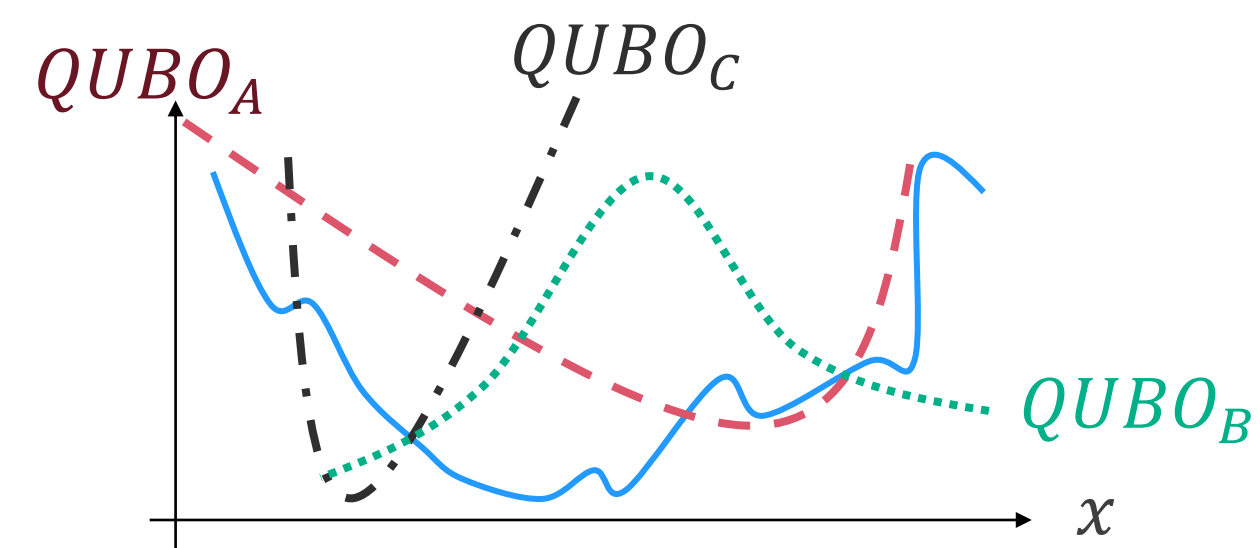
➡ □ 局所探索の抑制

従来の探索方式 (単点探索)



Actual Response Values

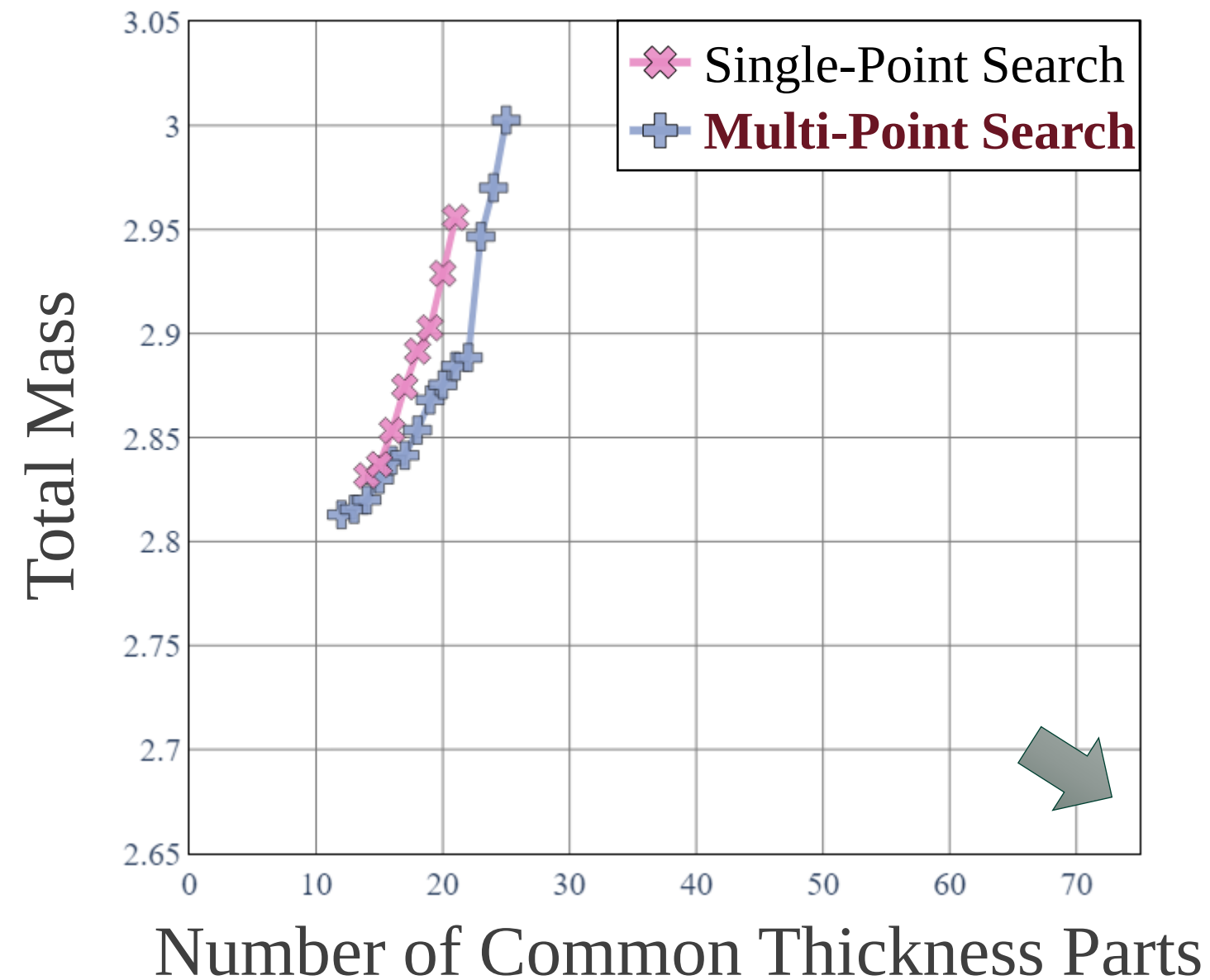
提案手法(多点探索)



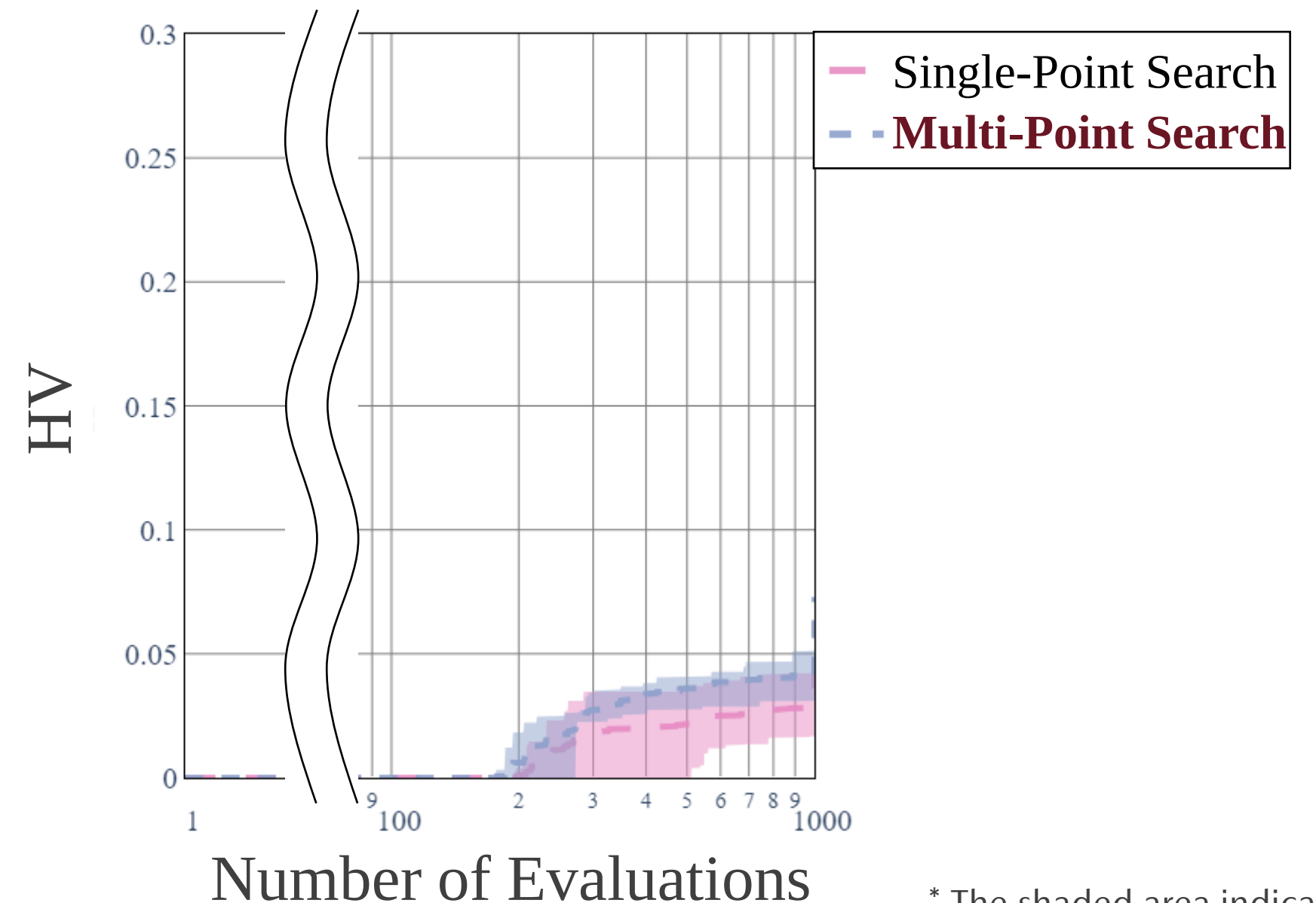
4.5 多点探索手法の効果検証

多点探索により最適化結果の安定性が向上した

➤ パレートフロント (最良ケース)



➤ HV History*

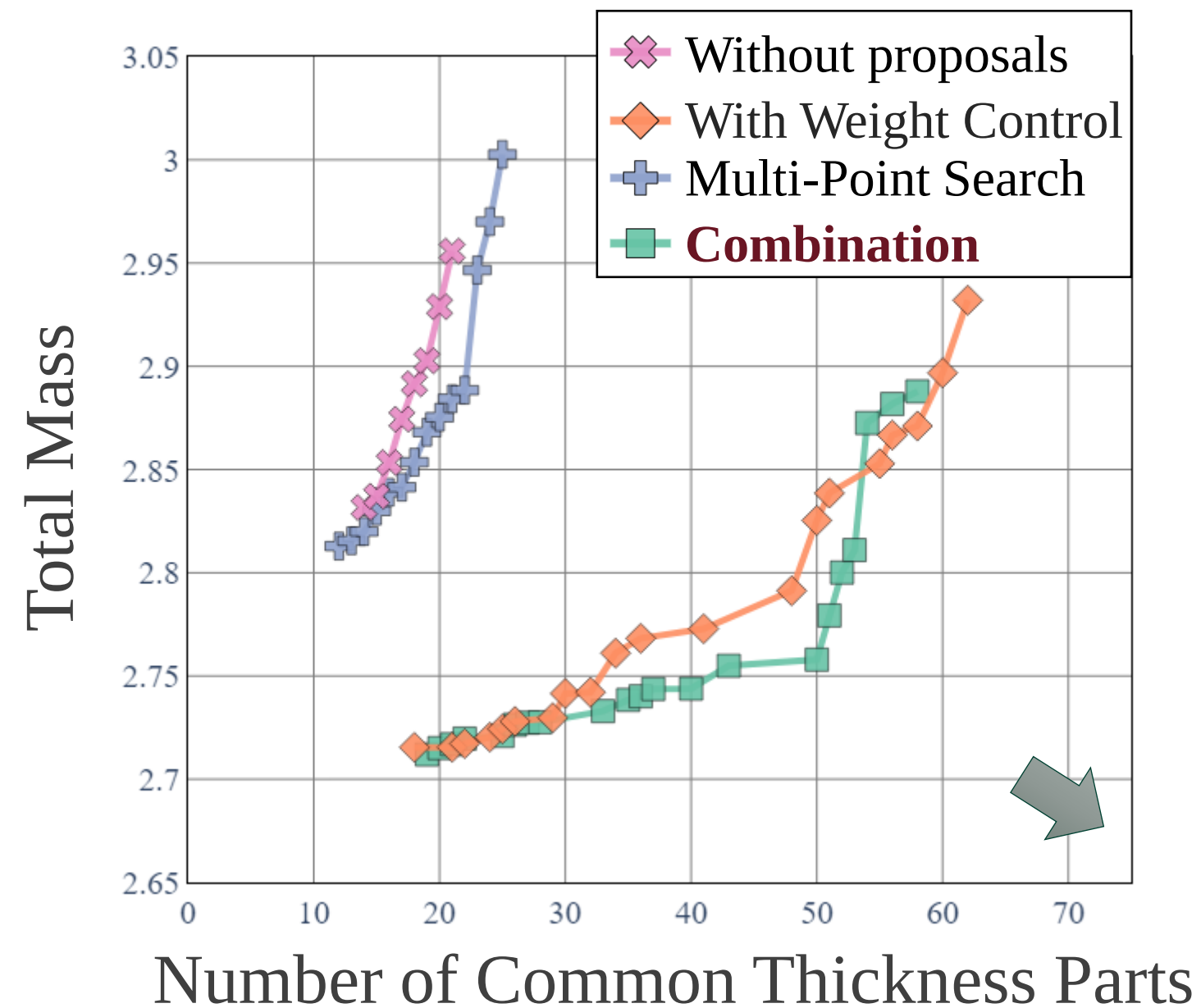


* The shaded area indicates the worst and the best.

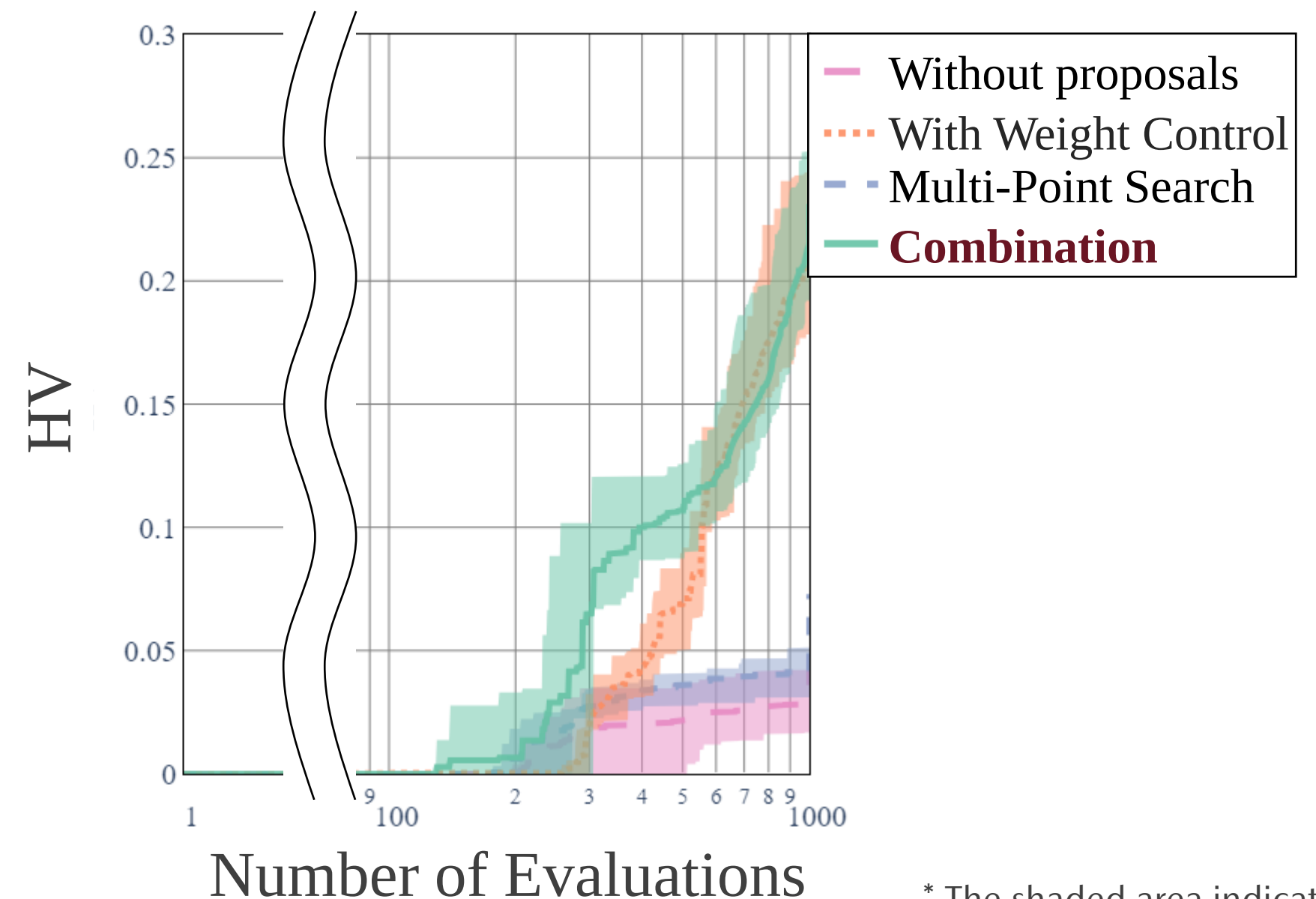
4.6 提案手法の組合せによる効果検証

提案手法の組合せにより探索性能の向上及び収束速度向上が確認された

➤ パレートフロント (最良ケース)



➤ HV History*

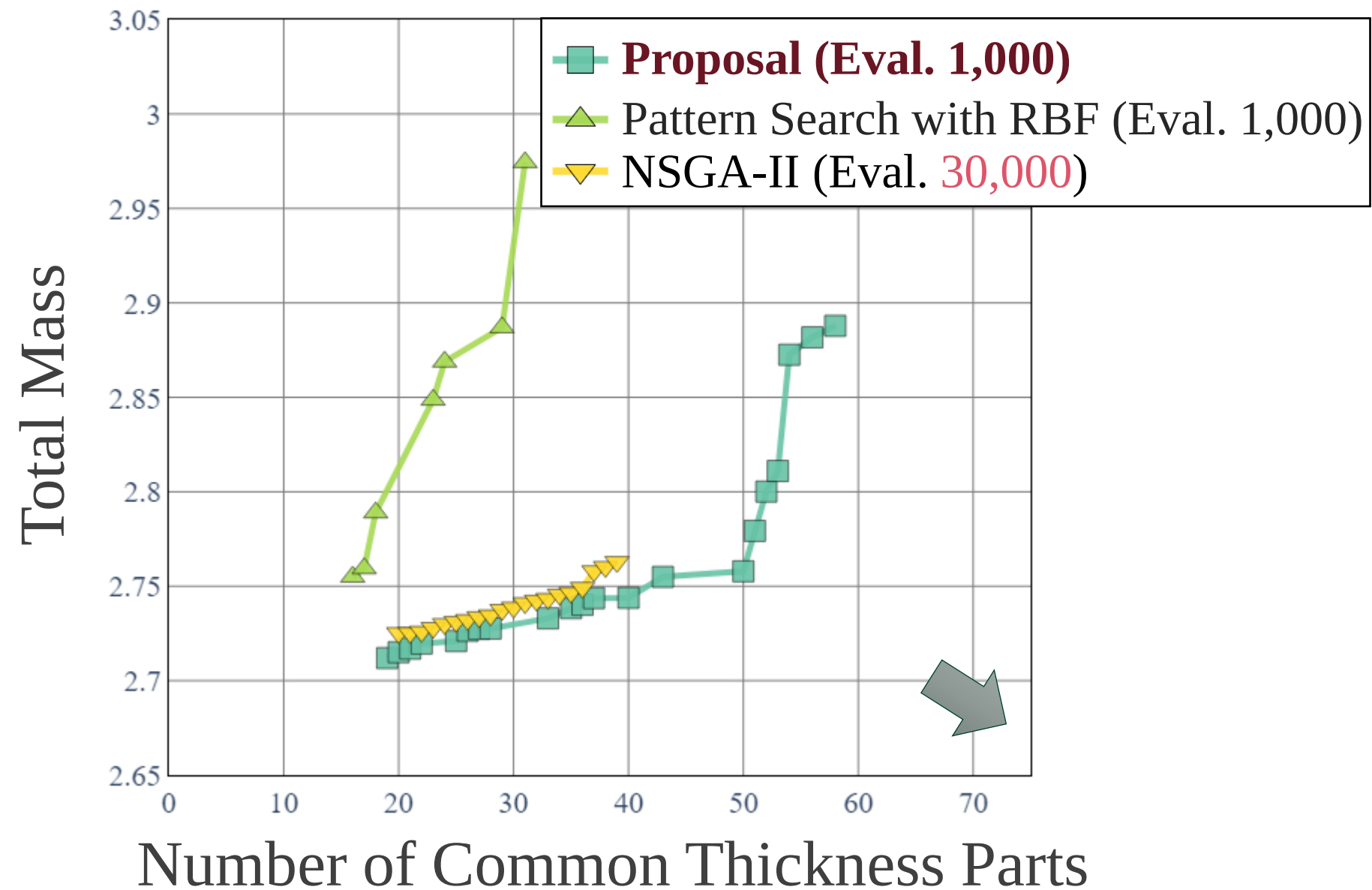


* The shaded area indicates the worst and the best.

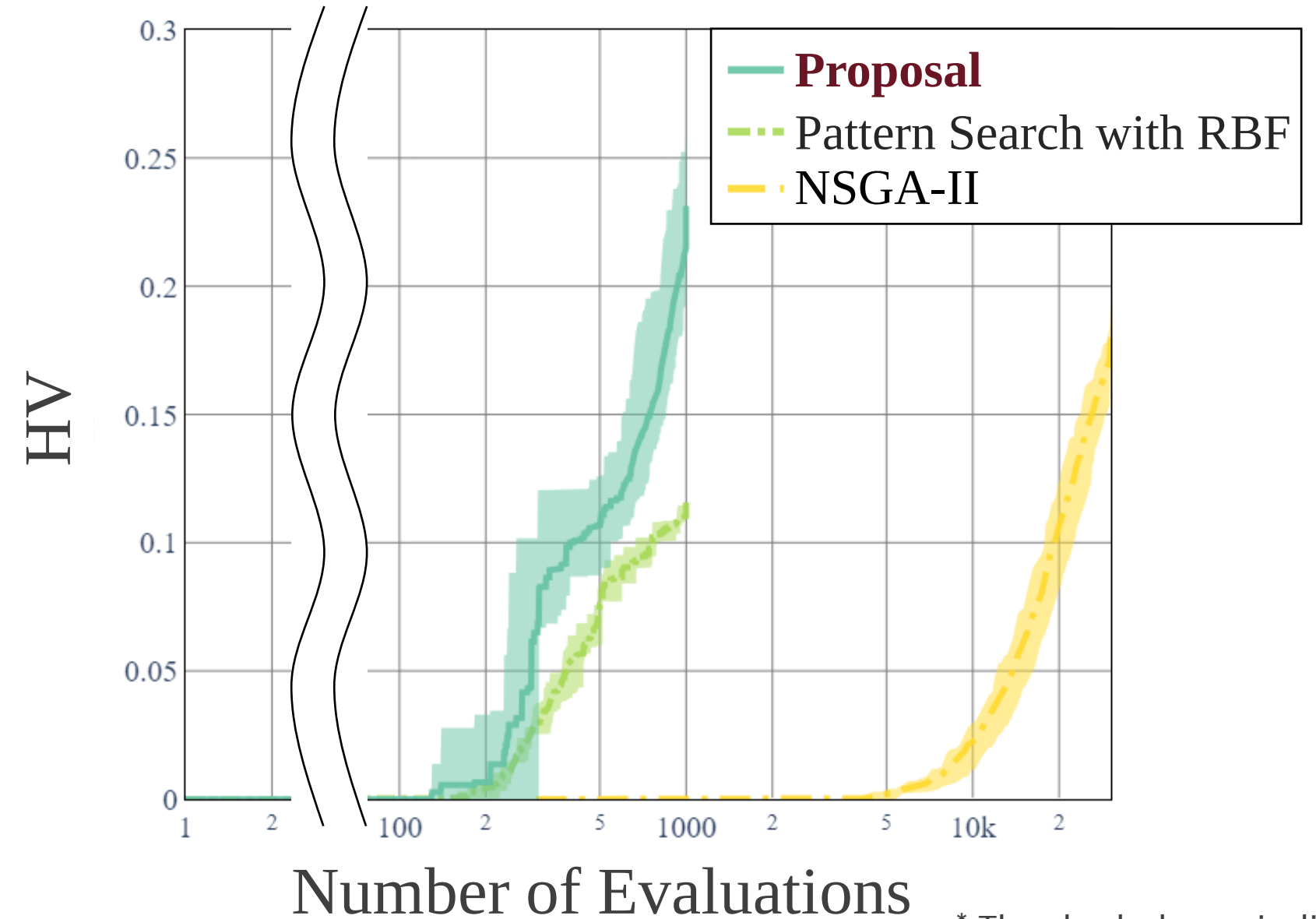
5.1 一般的な最適化手法との比較

提案手法は少ない評価回数において優れた探索性能を示した

➤ パレートフロント (最良ケース)



➤ HV History*

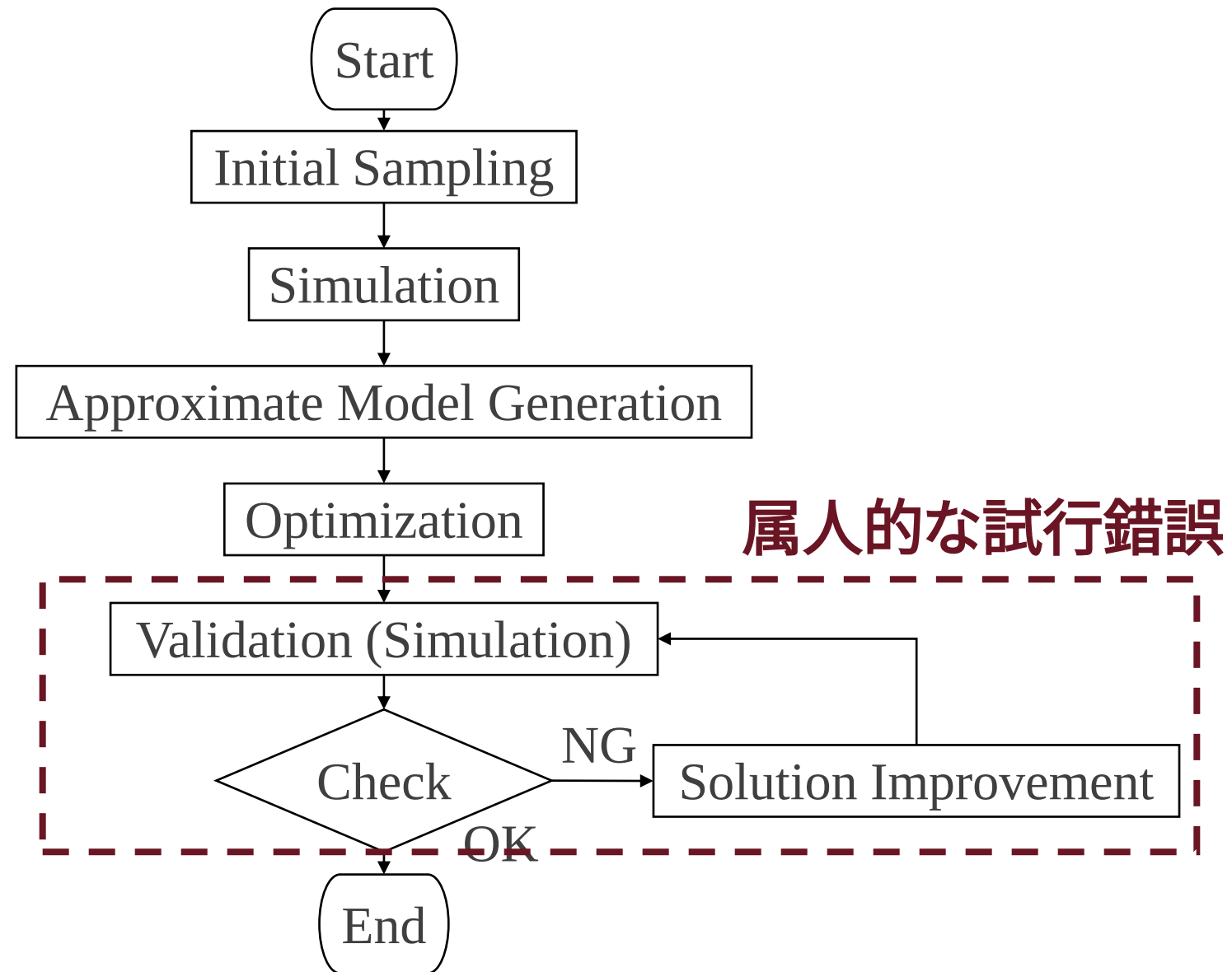


* The shaded area indicates the worst and the best.

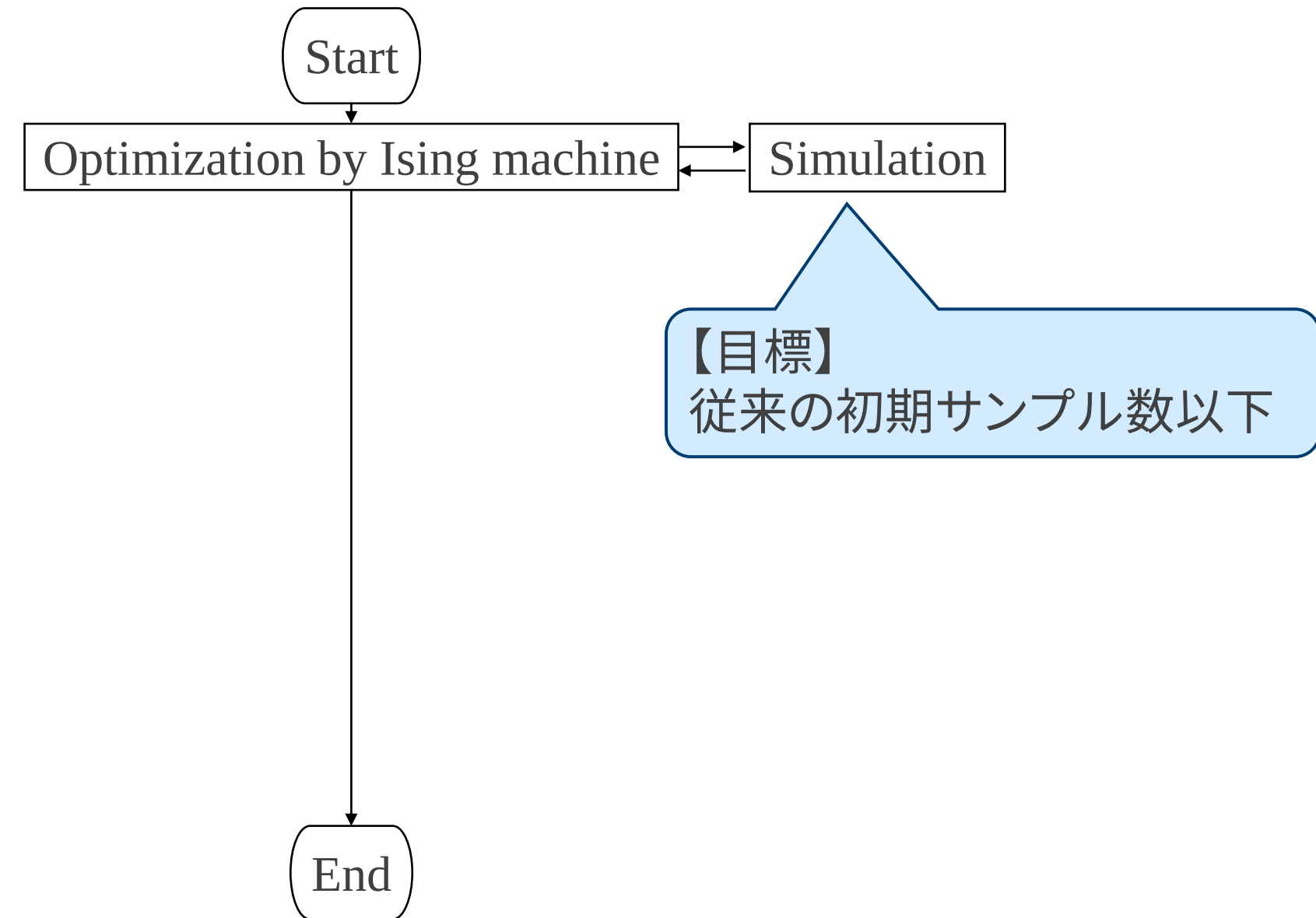
5.2 展望

イジングマシンを活用した効率的な設計探索システムを構築する

➤ サロゲートモデルを用いた設計探索



➤ イジングマシンを活用した設計探索



6. まとめ

- ✓ FMQAを用いて大規模変数多制約多目的ブラックボックス最適化問題である自動車の設計問題を題材に探索性能を検証した.
- ✓ FMQAの課題である「評価関数への適切な重み付け」「局所探索の抑制」の解決手法を提案した.
- ✓ 提案手法の結果からイジングマシンを適切に活用することで,従来の最適化手法を上回る探索結果が得られる可能性を示唆した.

➤ 今後の課題

- QUBO式の近似コストの低減
- 評価回数の更なる低減
- 最適化結果の安定化
- CAE(シミュレーション)との直連成最適化システムの構築