

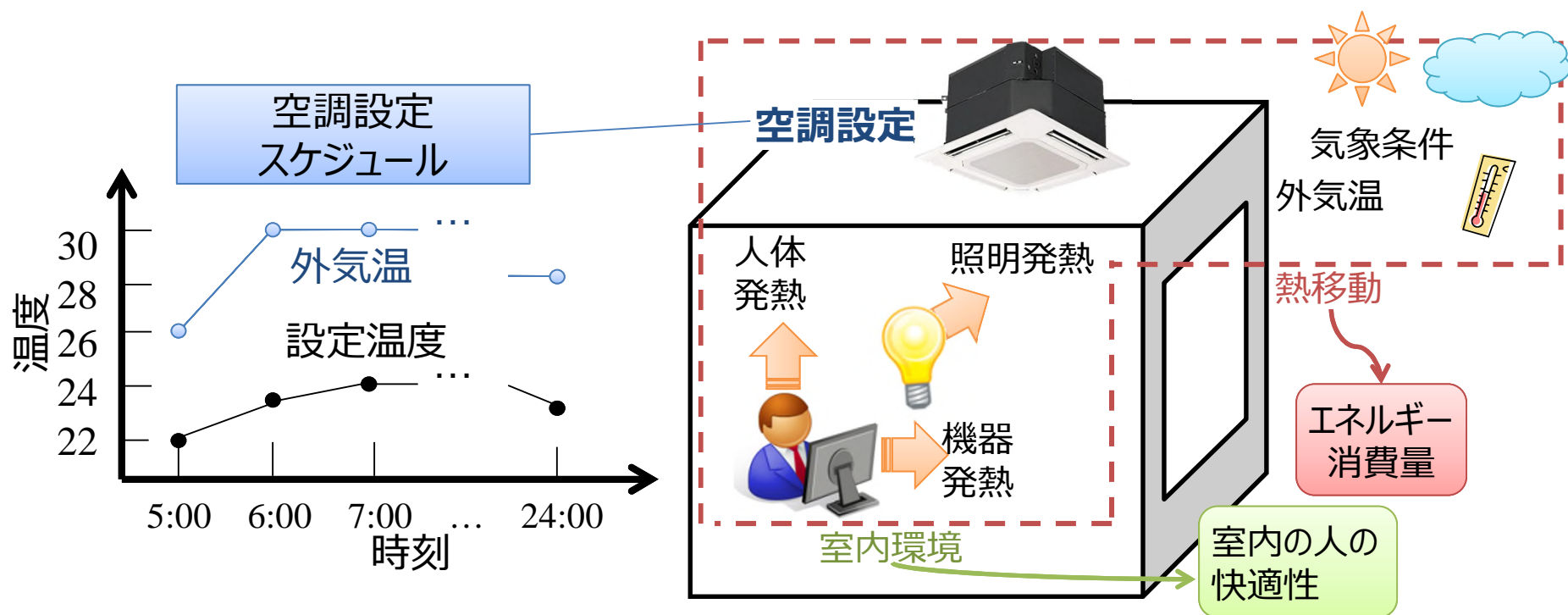
オフィスビルにおける空調設定スケジュールの 進化型多目的最適化

- 電気通信大学 情報学専攻
- 三菱電機株式会社 情報技術総合研究所
監視メディアシステム技術部 空間管理制御技術グループ

太田 恵大

背景：空調設定スケジュール最適化

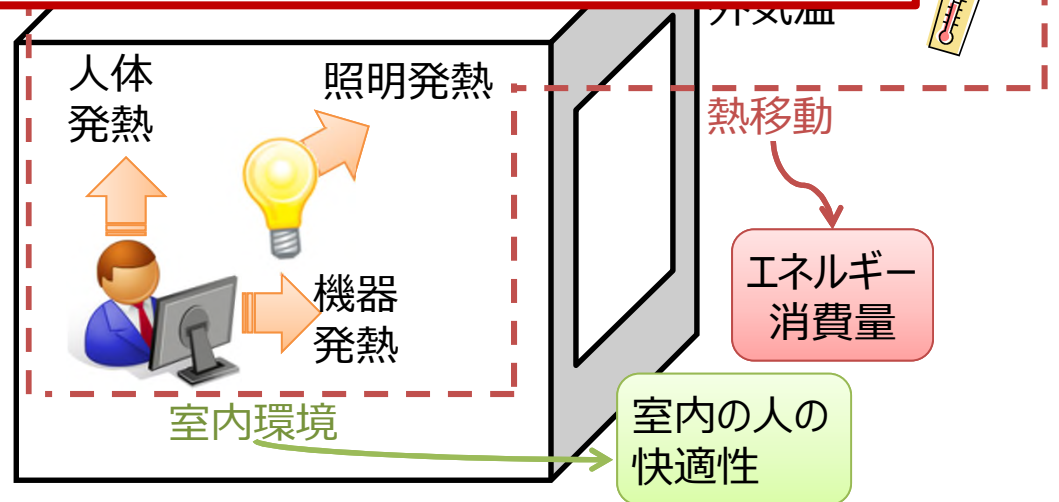
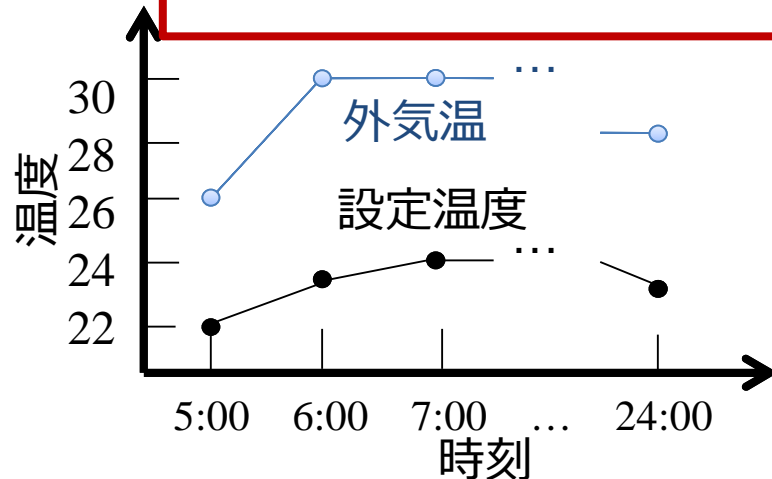
- オフィスビルでは空調のエネルギー消費が全体の3割
- ➡ 空調運用における**省エネ**と**快適性向上**が重要
- エネルギー消費量・室内快適性を左右する要素
 - **空調設定**, 気象条件, 利用者数, 機器利用率 等



背景：空調設定スケジュール最適化

- オフィスビルでは空調のエネルギー消費が全体の3割
- ➡ 空調運用における**省エネ**と**快適性向上**が重要
- エネルギー消費量・室内快適性を左右する要素
 - **空調設定**，気象条件，利用者数，機器利用率 等

一日の最適な空調設定スケジュールを見出す
空調設定スケジュール最適化



関連研究と本研究

関連研究

単一目的最適化 [Xiao+, '17], [Alhaider+, '15]

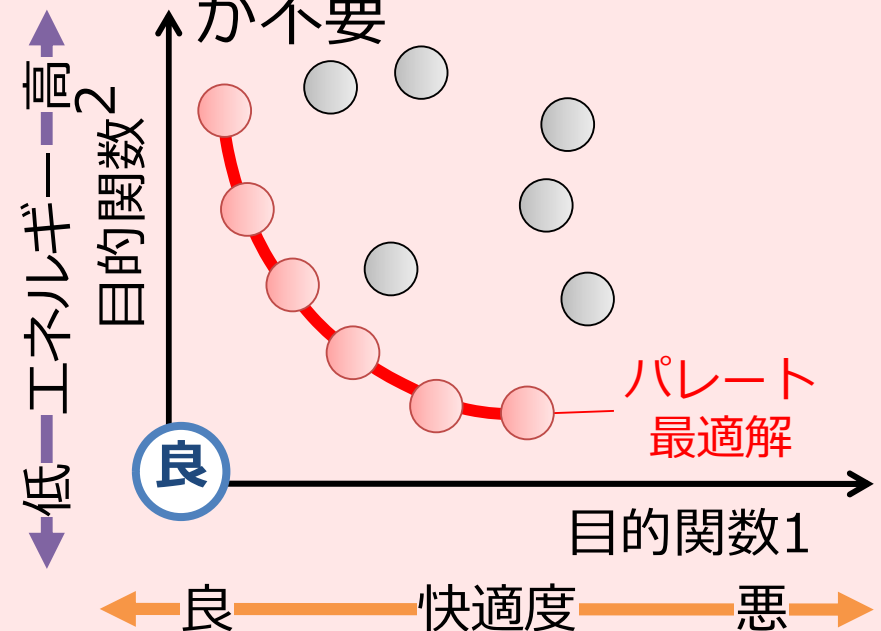
<課題>

- 一度の探索で解を1つ獲得
- 意思決定者は複数の解候補から比較検討ができない

本研究

進化計算による多目的最適化

- 一度の探索で複数のパレート最適解を探索
- 問題に対する事前知識が不要



関連研究と本研究

関連研究

単一目的最適化 [Xiao+, '17], [Alhaider+, '15]

<課題>

- 一度の探索で解を1つ獲得
- 意思決定者は複数の解候補から比較検討ができない

数理モデルの利用 [Zhang+, '14]

<課題>

- 日射, 部屋間の熱移動, 温度以外の室内環境は考慮しない
- ビル全体のモデリングは困難

本研究

進化計算による多目的最適化

シミュレーションを用いた多目的最適化

<課題A>

- 適した最適化法が不明

シミュレータの利用

<課題C>

- 解評価に時間を要する
- 精度の低い予報利用
→ 最適性も低くなる

<課題B>

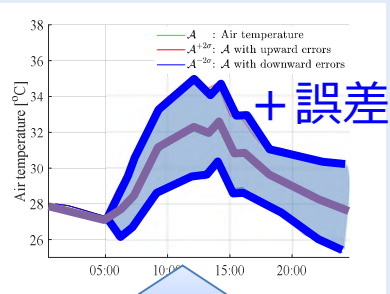
- 予報誤差の影響

本研究の全体像

5章 ロバスト最適化

予報誤差に対応

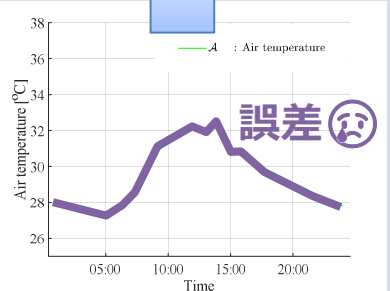
外気温予報



ロバスト性評価

課題B :
外気温予報誤差
の影響を受ける

外気温予報



6章 サロゲート最適化

最適化の高速化



最適化時間

LSTMによる代理評価



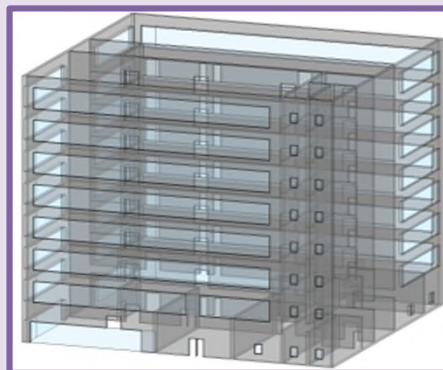
23H ☹️

最適化時間

課題C :
最適化に時間がかかる
→精度の低い予報利用
→最適性も低くなる

4章 シミュレーション最適化

研究の対象 :
オフィスビル



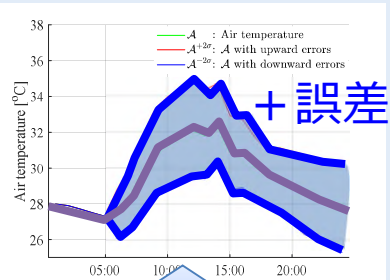
課題A :
大規模ビル空調最適化に有効な
多目的最適化手法が不明

本研究の全体像

5章 ロバスト最適化

予報誤差に対応

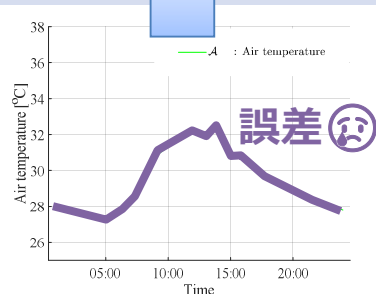
外気温予報



ロバスト性評価

課題B：
外気温予報誤差
の影響を受ける

外気温予報



6章 サロゲート最適化

最適化の高速化



最適化時間

LSTMによる代理評価



最適化時間

課題C：
最適化に時間がかかる
→精度の低い予報利用
→最適性も低くなる

4章 シミュレーション最適化

研究目的

- 空調設定最適化における課題A～Cを解決する方法論を構築すること

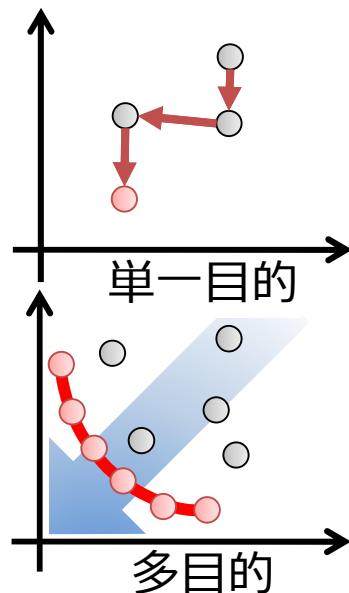
本研究の位置付け

■ 従来の空調設定スケジュール最適化

- 単一目的最適化を利用
- 対象が小規模であり，評価に数理モデルを利用

課題A

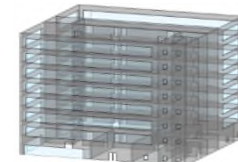
大規模ビル空調最適化に有効な多目的最適化手法が不明



数理モデル

$$f_1 = \sum_{t \in T} p(t)$$
$$f_2 = \sum_{t \in T} |T_{set}(t) - T_{in}(t)|$$

シミュレーション



		建物モデリング手法	
		数理モデル	シミュレータ
最適化手法	単目的	[Xiao+, '17] [Alhaider+, '15]	[Pan+, '16] [Bingham+, '17]
	多目的	[Zhang+, '14]	本研究 4章

本研究の位置付け

■ オフィスの空調設定最適化における発展的な課題

		建物モデリング手法	
		数理モデル	シミュレータ
最適化手法	単目的	[Xiao+, '17] [Alhaider+, '15]	[Pan+, '16] [Bingham+, '17]
	多目的	[Zhang+, '14]	本研究 4章

		課題B：外気温予報に対するロバスト性	
		未考慮	考慮
課題C：計算の高速化	なし	[Pan+, '16] [Bingham+, '17]	[Zhang+, '14] 本研究 5章
	あり	[Tresidder+, '12] 本研究 6章	

本研究の位置付け

■ オフィスの空調設定最適化における発展的な課題

		建物モデリング手法	
		数理モデル	シミュレータ
最適化手法	単目的	[Xiao+, '17] [Alhaider+, '15]	[Pan+, '16] [Bingham+, '17]
	多目的	[Zhang+, '14]	本研究 4章

		課題B：外気温予報に対するロバスト性	
		未考慮	考慮
課題C：計算の高速化	なし	[Pan+, '16] [Bingham+, '17]	[Zhang+, '14] 本研究 5章
	あり	[Tresidder+, '12] 本研究 6章	

オフィス空調設定スケジュール最適化問題 のモデル化

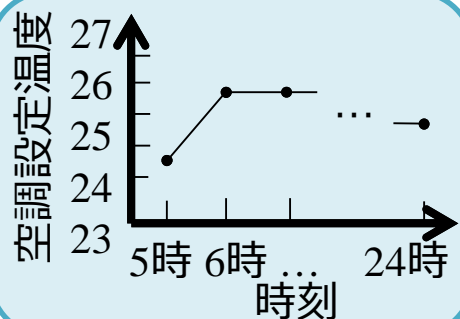
シミュレーションによる空調設定スケジュールの評価

高玉先生, 庄野先生のご指摘

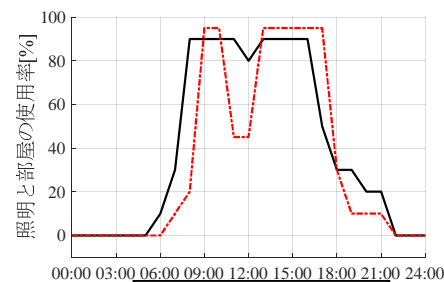
- 設定温度スケジュールを解(設計変数)とする
- 快適性・エネルギー消費量データをシミュレータが出力
- 出力データから目的関数・制約を算出

解 x

設定温度スケジュール



部屋や照明の
利用率を考慮



空調機のエネルギー消費

設定温度 x_t

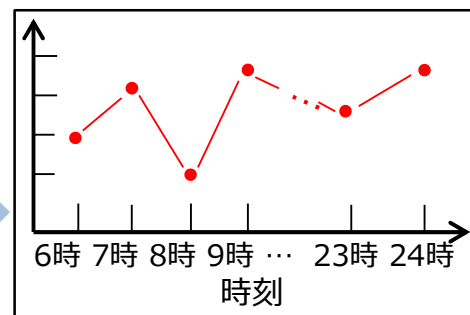


気象

室内環境

熱移動

室内の快適性



時系列データ
(快適性, エネルギー消費量)

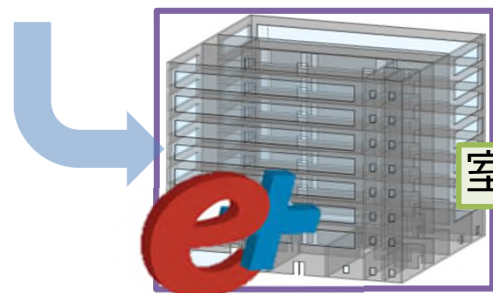
目的関数

室内快適性 $f_1(x)$

エネルギー消費 $f_2(x)$

制約

室内快適性 $g_t(x)$



シミュレーションソフト

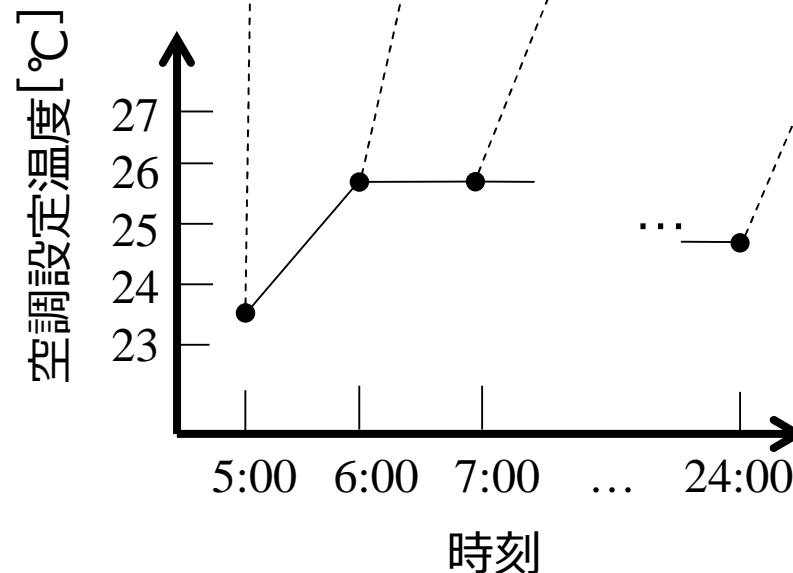
EnergyPlus

建物内外の熱移動などを模擬

解(設計変数)

- 1時間ごとの空調の設定温度
- 1日(5:00~24:00)が最適化する対象時刻
- 設計変数の数：20

$$\mathbf{x} = (x_{5:00}, x_{6:00}, x_{7:00}, \dots, x_{24:00})$$



第1目的: 室内快適性

*Predicted Mean Vote:
予測温冷感申告 [Fanger+ '73]

■ PMV(Predicted Mean Vote) [Fanger+, '73] を採用

- 室内の平均的な温冷感を表すISOの指標
- 欧州や日本で室内快適性の指標として広く採用
- 部屋の平均温度, 湿度, 風速, 輻射温度, 代謝量, 着衣量から算出

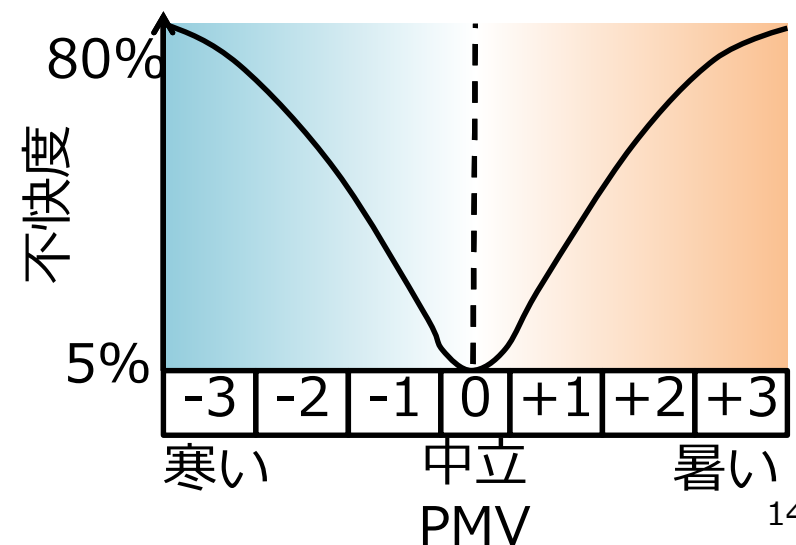
■ 空調設定スケジュール x の室内快適性の評価

- 評価対象時刻は, オフィスワーカーが在室する7:00~21:00

$$\text{Minimize } f_1(x, A) = \frac{1}{|T_1|} \sum_{t \in T_1} |PMV(x, A, t)|$$

$T_1 = \{7:00, 7:10, \dots, 20:50, 21:00\}$

A : 1日の各時刻の外気温



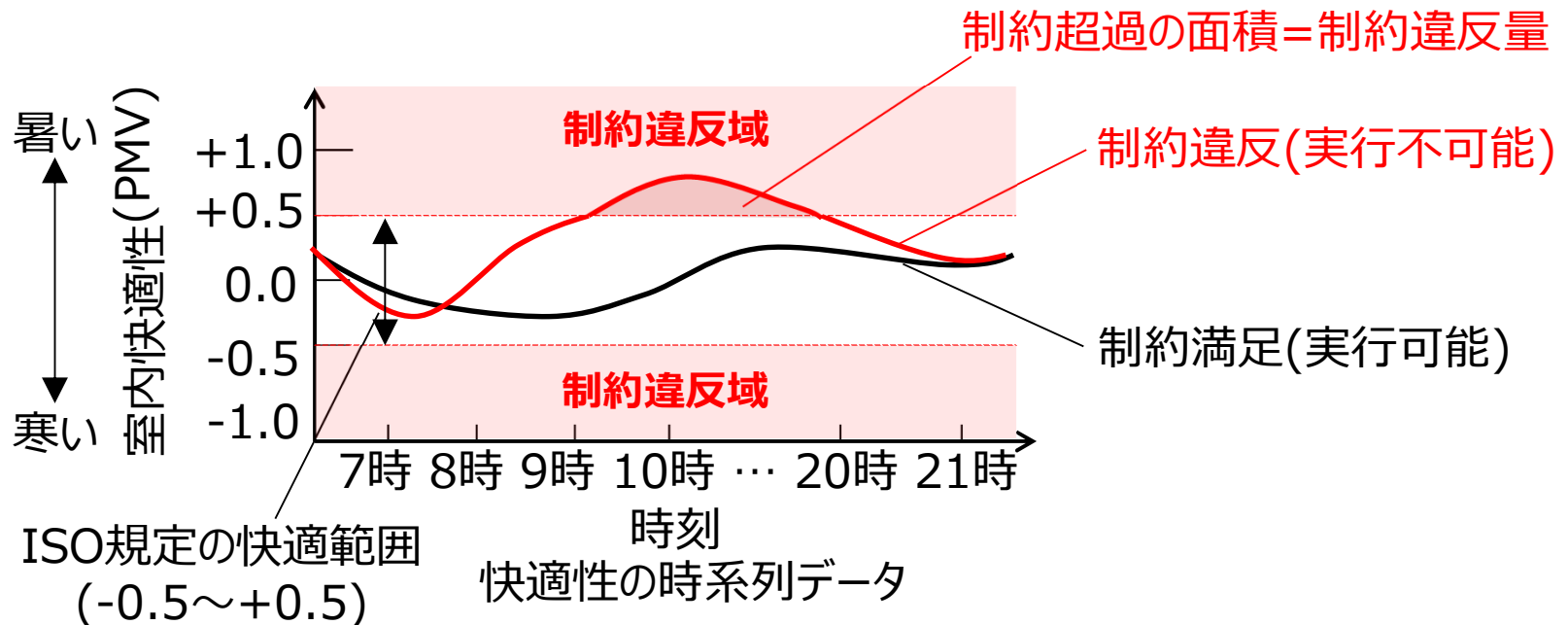
制約条件

■ ISOが推奨する室内快適性の範囲

- Subject to $g_t(\mathbf{x}, A) = |PMV(\mathbf{x}, A, t)| \leq 0.5$ ($t \in T_1$)

■ 制約違反量

- $v(\mathbf{x}, A) = \sum_{t \in T_1} \max\{0, |PMV(\mathbf{x}, A, t)| - 0.5\}$
- 各時刻でISOの推奨範囲を超えたPMVの合計
- オフィスワーカーが在室する時間 $T_1 = \{7:00, \dots, 21:00\}$ が対象



第2目的: エネルギー消費量

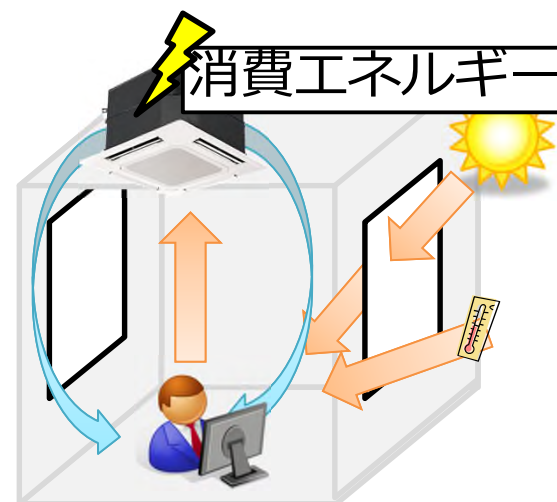
- 1日のエネルギー消費量の合計値を採用
 - 評価対象時刻は, 0:00-24:00

$$\text{Minimize } f_2(\mathbf{x}, A) = \sum_{t \in T_2} P(\mathbf{x}, A, t)$$

- $P(\mathbf{x}, A, t)$ は空調の設定温度スケジュール \mathbf{x} と, 外気温が A のときの時刻 t におけるエネルギー消費量

$T_2 = \{0:00, 0:10, \dots, 23:50, 24:00\}$

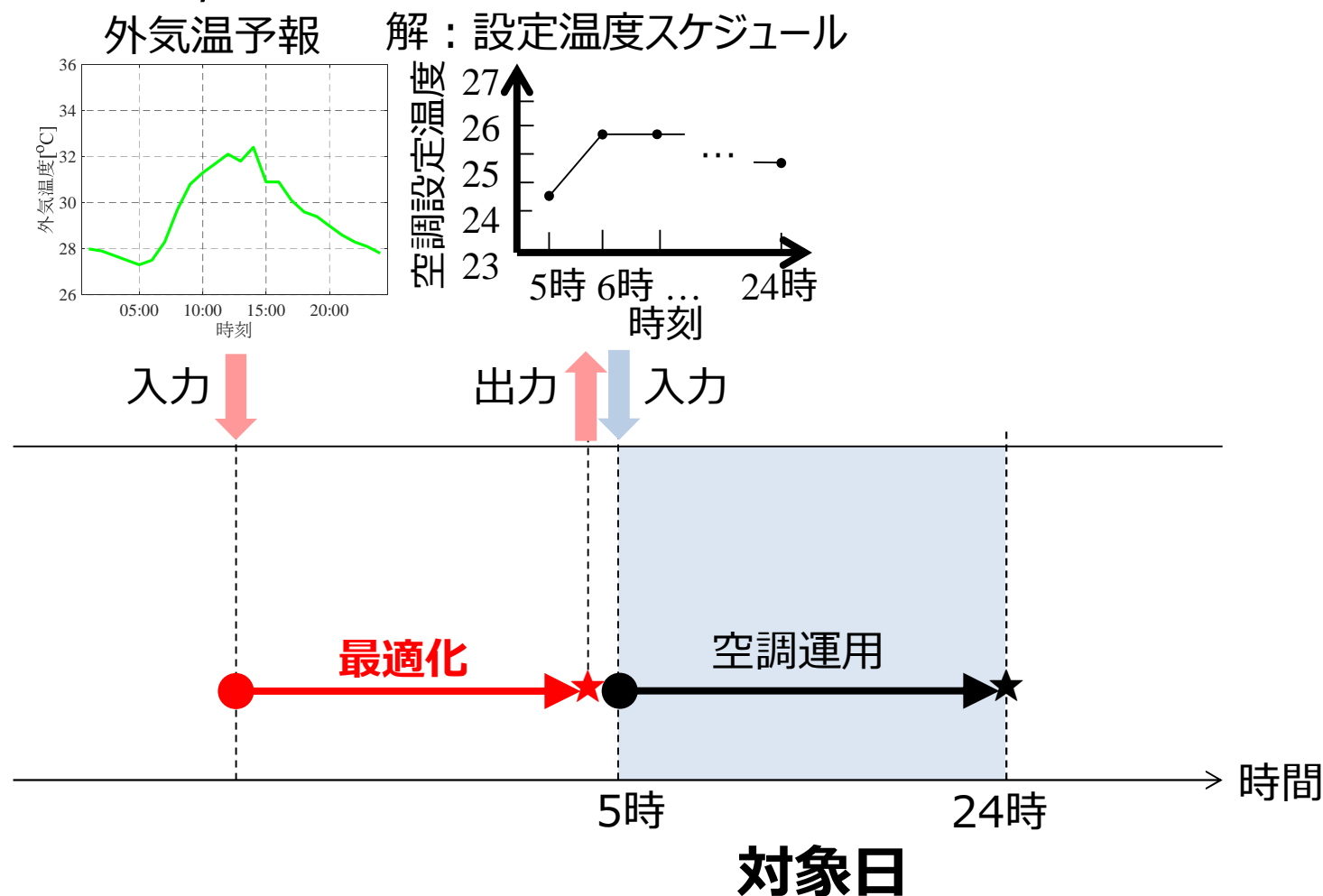
A : 1日の各時刻の外気温



空調スケジュール最適化の利用シナリオ

大須賀先生のご指摘

- 運用開始時間までに1日分の空調スケジュールを最適化
- 運用時間内は、得られた空調スケジュールを利用

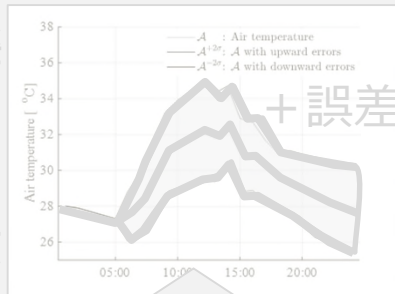


本研究の全体像

5章 ロバスト最適化

予報誤差に対応

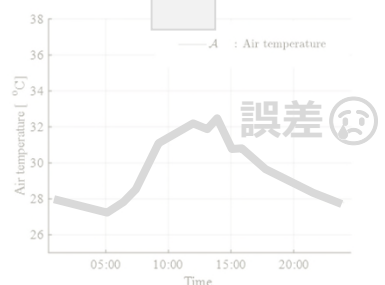
外気温予報



ロバスト性評価

課題B：
外気温予報誤差
の影響を受ける

外気温予報



6章 サロゲート最適化

最適化の高速化



最適化時間

LSTMによる代理評価



23H

with a sad face icon

最適化時間

課題C：

最適化に時間がかかる
→精度の低い予報利用
→最適性も低くなる

4章 シミュレーション最適化

研究の対象：
オフィスビル



課題A：

大規模ビル空調最適化に
有効な多目的最適化手法
が不明確

シミュレーション最適化

- 解(設計変数) x は, 空調の設定温度スケジュール
- 解評価部は, 2つの目的関数値(室内快適性 f_1 , エネルギー消費量 f_2)を出力
- 解評価部は, ビルエネルギーシミュレータEnergyPlusを採用

解評価部

最適化部



ビルエネルギー
シミュレータ
EnergyPlus

時系列データ

室内快適性 $PMV(x, A, t)$
エネルギー消費 $P(x, A, t)$

解 x

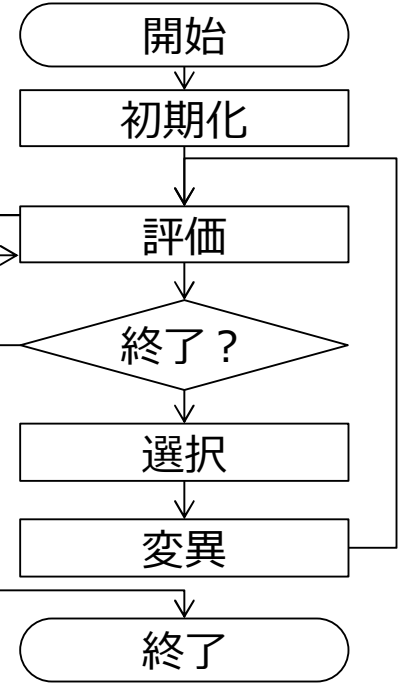
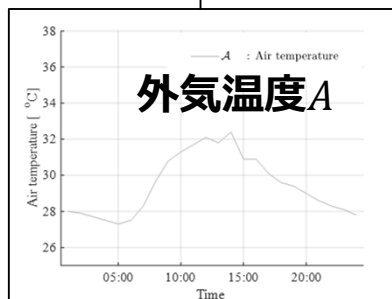
空調設定温度
スケジュール

目的関数

室内快適性 $f_1(x)$
エネルギー消費 $f_2(x)$

制約

室内快適性 $g_t(x)$



非劣解アーカイブ
= 空調設定温度
スケジュール集合

シミュレーション最適化の検証内容

(1) 多目的進化計算手法の決定

- 代表的4手法を比較
- 空調スケジュール最適化に適した手法の検証
- 得られた結果から問題の特徴を分析

(2) OMOPSOの各構成要素の効果を分析

- 各構成要素を除去したアルゴリズムの性能を比較
- OMOPSOの各構成要素の貢献度を分析

(3) 改良OMOPSOの提案

- アルゴリズム性能を向上する手法を提案
- 空調スケジュール最適化に対する効果を検証

数値実験(1) 多目的進化計算手法の決定

■ 代表的4手法による探索性能を比較

■ 比較対象アルゴリズム

■ **NSGA-II [Deb+, '02]**

➡ 遺伝的アルゴリズム [Holland, '75]

■ **NSGA-III [Deb+, '14]**

➡ 遺伝的アルゴリズム [Holland, '75]

■ **MOEA/D [Li+, '09]**

➡ 差分進化 [Storn+, '97]

■ **OMOPSO [Sierra+, '05]**

➡ 粒子群最適化 [Kennedy+, '95]

詳細は割愛

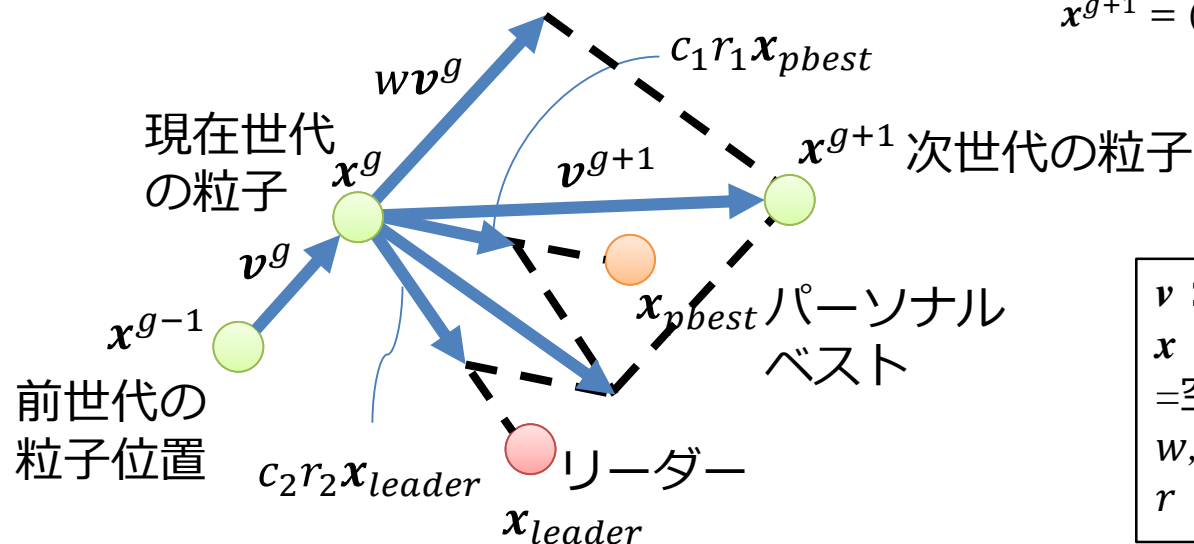
多目的最適化手法

OMOPSO [Sierra+, '05]

- 解を粒子として変異させる粒子群最適化ベースのアルゴリズム
- 各粒子の位置と速度を, 以前の速度, リーダー方向へのベクトルおよびパーソナルベストへのベクトルによって変異する

$$\begin{aligned} \boldsymbol{v}^{g+1} &= w\boldsymbol{v}^g + c_1 r_1 (\boldsymbol{x}_{pbest} - \boldsymbol{x}^g) + c_2 r_2 (\boldsymbol{x}_{leader} - \boldsymbol{x}^g) \\ \boldsymbol{x}^{g+1} &= \boldsymbol{x}^g + \boldsymbol{v}^{g+1} \end{aligned}$$

$$\boldsymbol{x}^{g+1} = (x_{5:00}, x_{6:00}, x_{7:00}, \dots, x_{24:00})$$

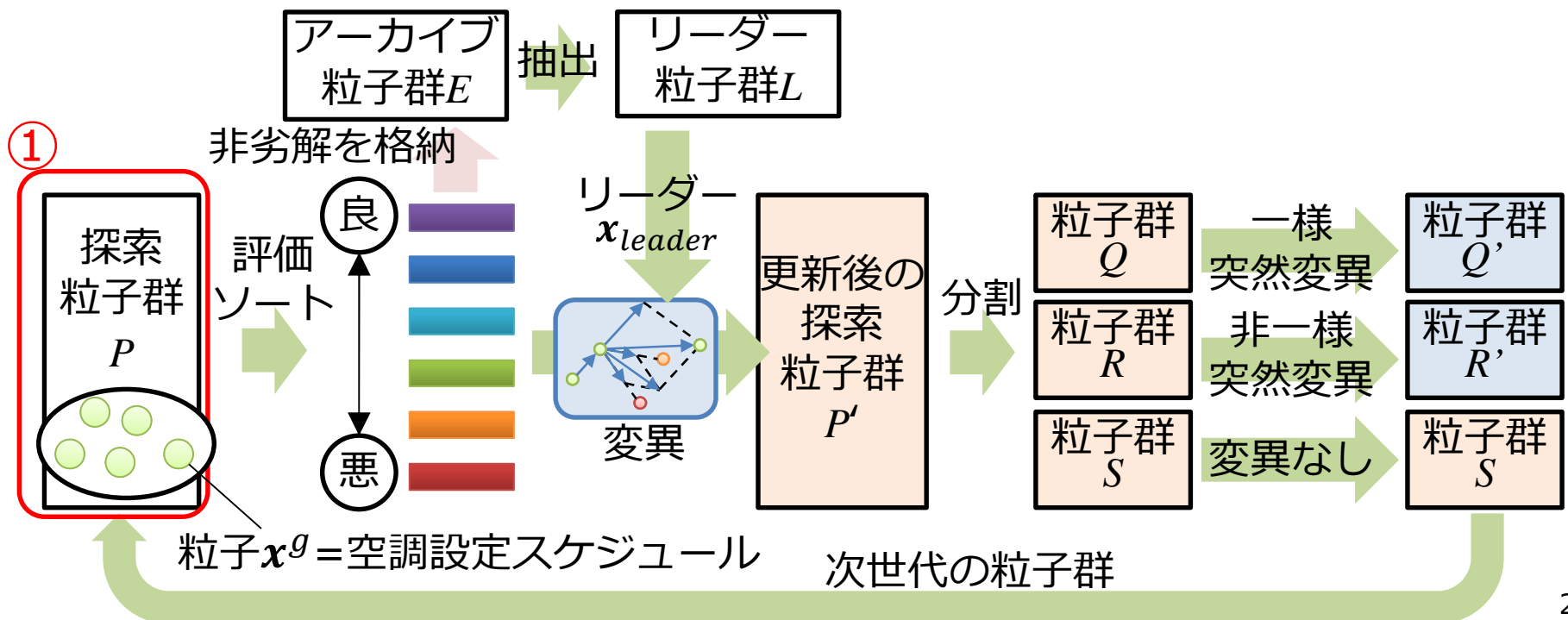


\boldsymbol{v} : 粒子の速度
 \boldsymbol{x} : 設計変数(粒子の位置)
 =空調設定スケジュール
 w, c : 重み
 r : 一様乱数値

多目的最適化手法：OMOPSO

■ アルゴリズムの流れ

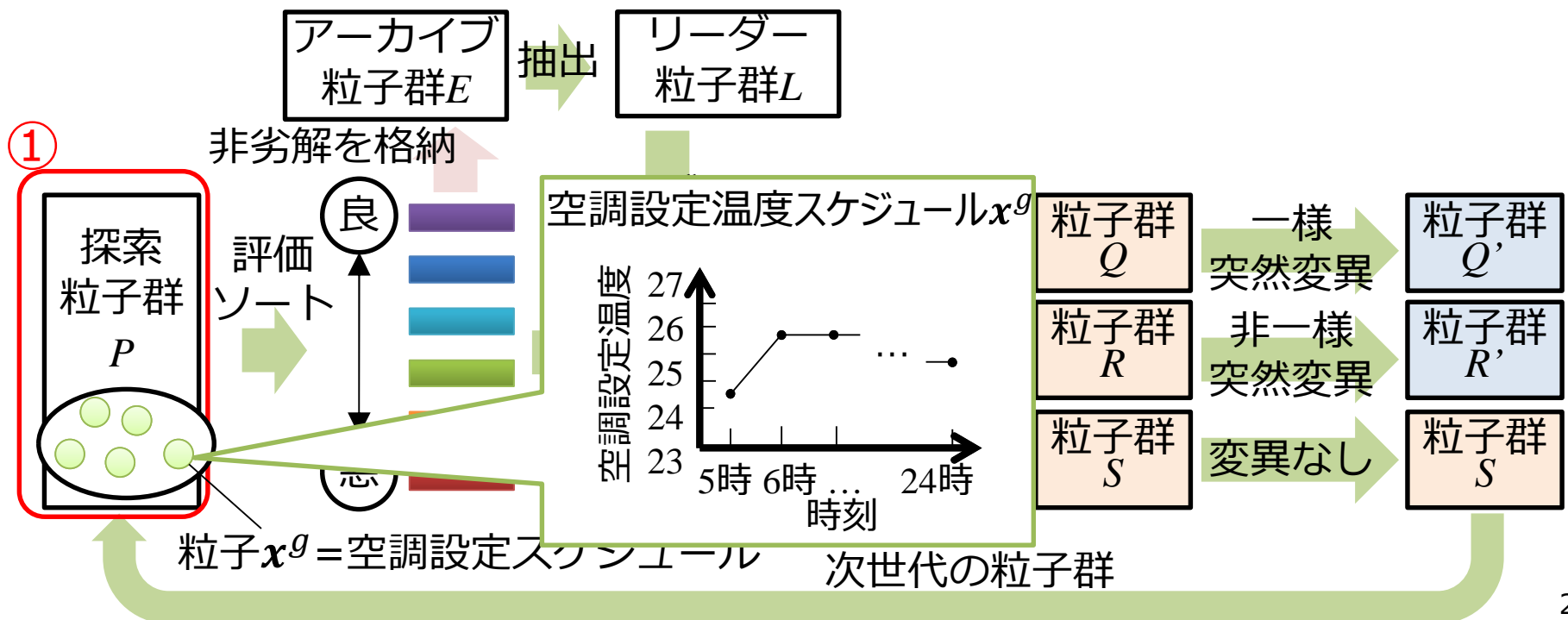
- ① 初期粒子群 P を生成する
- ② 粒子群 P の各粒子 x^g を解評価部で評価する
- ③ 非劣解をアーカイブ E に格納し、アーカイブから混雑距離でリーダー粒子群 L を抽出する
- ④ リーダー粒子群 L からバイナリトーナメントで選択したリーダー方向に粒子を変異する
- ⑤ 粒子群 P を Q, R, S の3つに分割し、一様突然変異/非一様突然変異で変異する
- ⑥ 3つの粒子群 Q, R, S を1つに結合し、次世代の粒子群 P とする



多目的最適化手法：OMOPSO

■ アルゴリズムの流れ

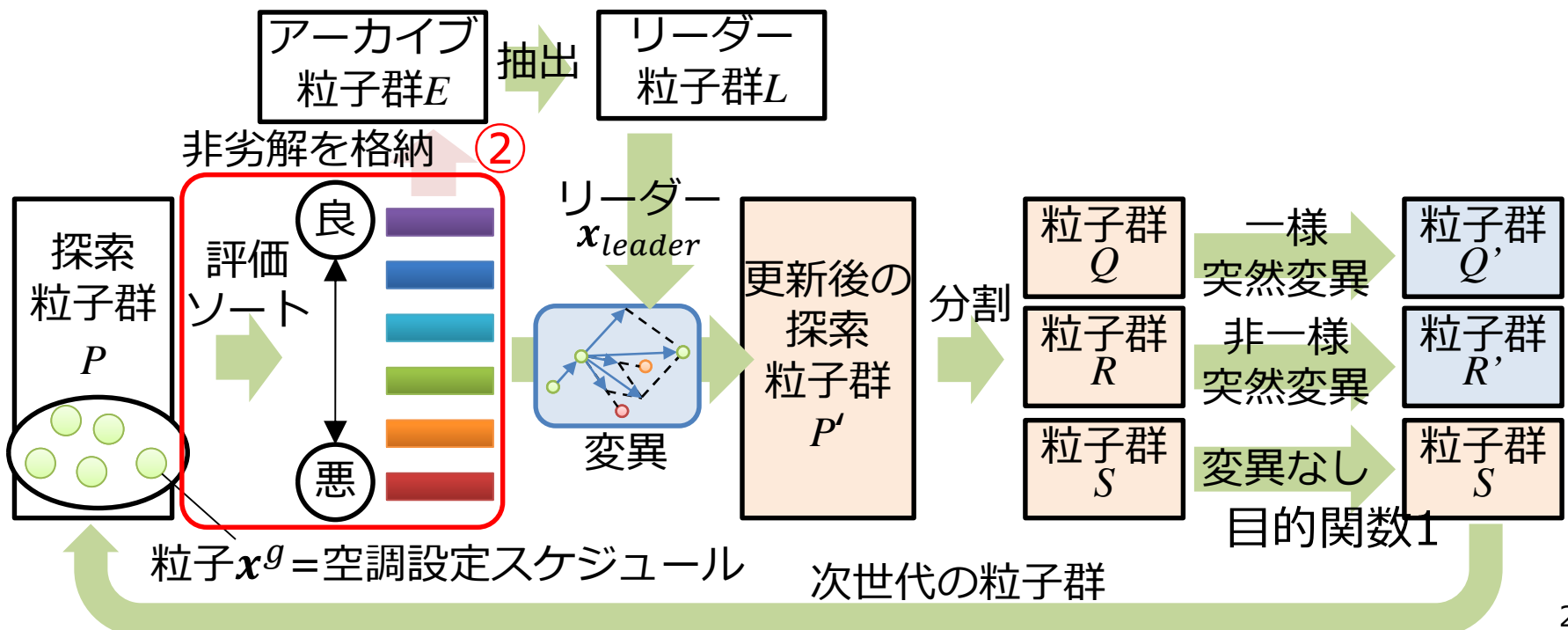
- ① 初期粒子群 P を生成する
- ② 粒子群 P の各粒子 x^g を解評価部で評価する
- ③ 非劣解をアーカイブ E に格納し、アーカイブから混雑距離でリーダー粒子群 L を抽出する
- ④ リーダー粒子群 L からバイナリトーナメントで選択したリーダー方向に粒子を変異する
- ⑤ 粒子群 P を Q, R, S の3つに分割し、一様突然変異/非一様突然変異で変異する
- ⑥ 3つの粒子群 Q, R, S を1つに結合し、次世代の粒子群 P とする



多目的最適化手法：OMOPSO

■ アルゴリズムの流れ

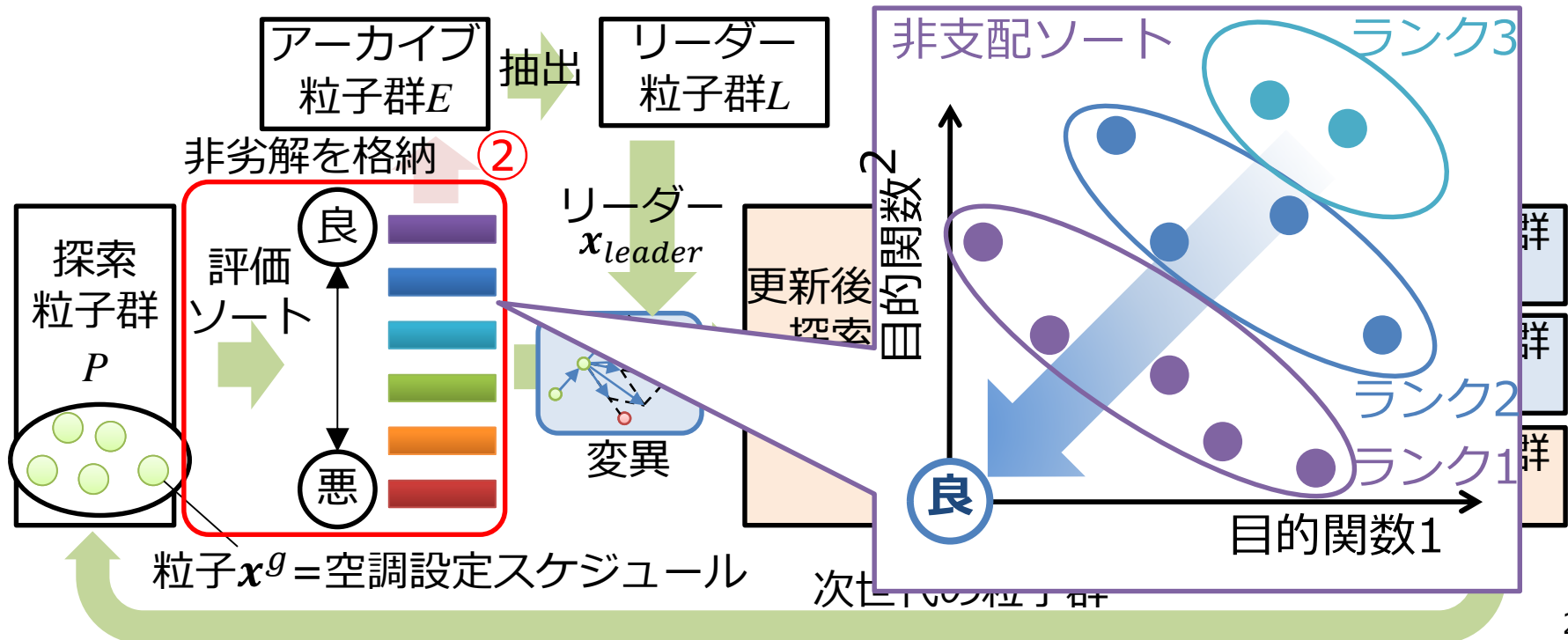
- ① 初期粒子群 P を生成する
- ② 粒子群 P の各粒子 x^g を解評価部で評価する
- ③ 非劣解をアーカイブ E に格納し、アーカイブから混雑距離でリーダー粒子群 L を抽出する
- ④ リーダー粒子群 L からバイナリトーナメントで選択したリーダー方向に粒子を変異する
- ⑤ 粒子群 P を Q, R, S の3つに分割し、一様突然変異/非一様突然変異で変異する
- ⑥ 3つの粒子群 Q, R, S を1つに結合し、次世代の粒子群 P とする



多目的最適化手法：OMOPSO

■ アルゴリズムの流れ

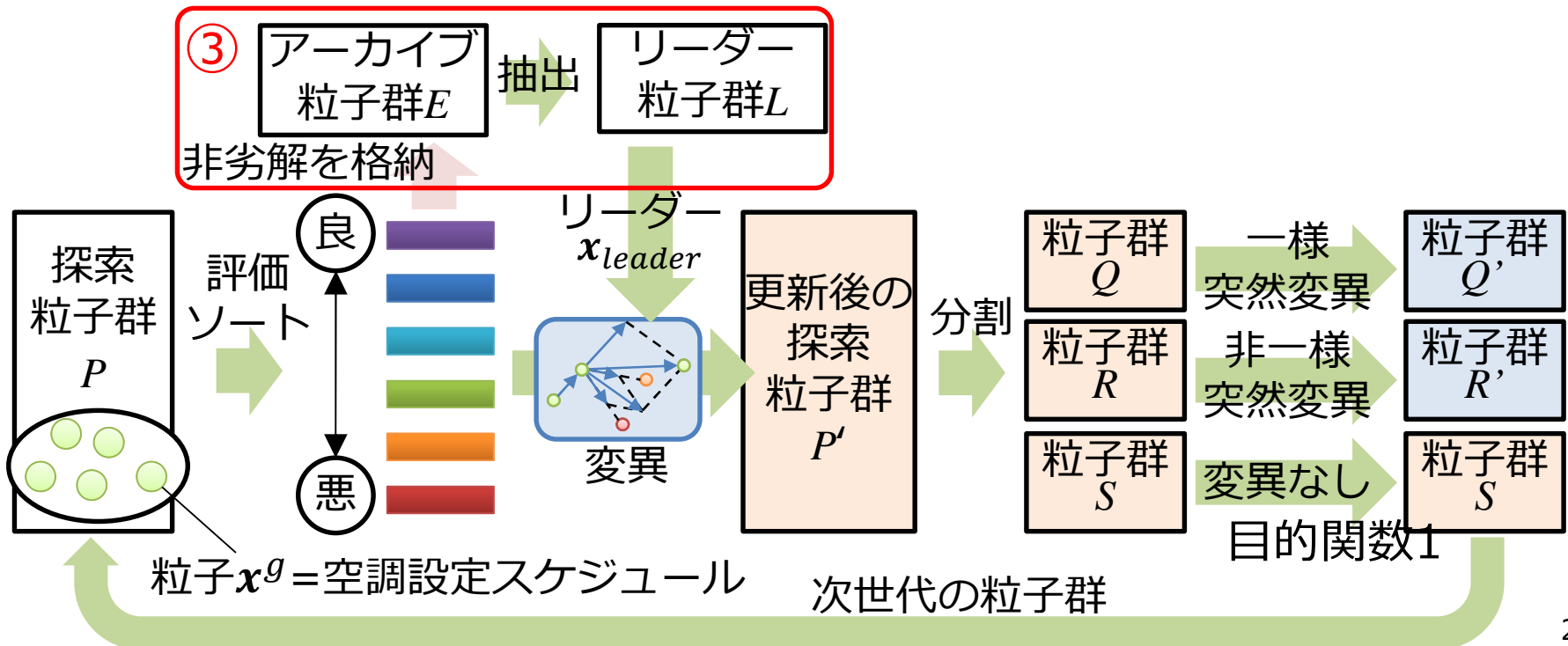
- ① 初期粒子群 P を生成する
- ② 粒子群 P の各粒子 x^g を解評価部で評価する
- ③ 非劣解をアーカイブ E に格納し，アーカイブから混雑距離でリーダー粒子群 L を抽出する
- ④ リーダー粒子群 L からバイナリトーナメントで選択したリーダー方向に粒子を変異する
- ⑤ 粒子群 P を Q, R, S の3つに分割し，一様突然変異/非一様突然変異で変異する
- ⑥ 3つの粒子群 Q, R, S を1つに結合し，次世代の粒子群 P とする



多目的最適化手法：OMOPSO

■ アルゴリズムの流れ

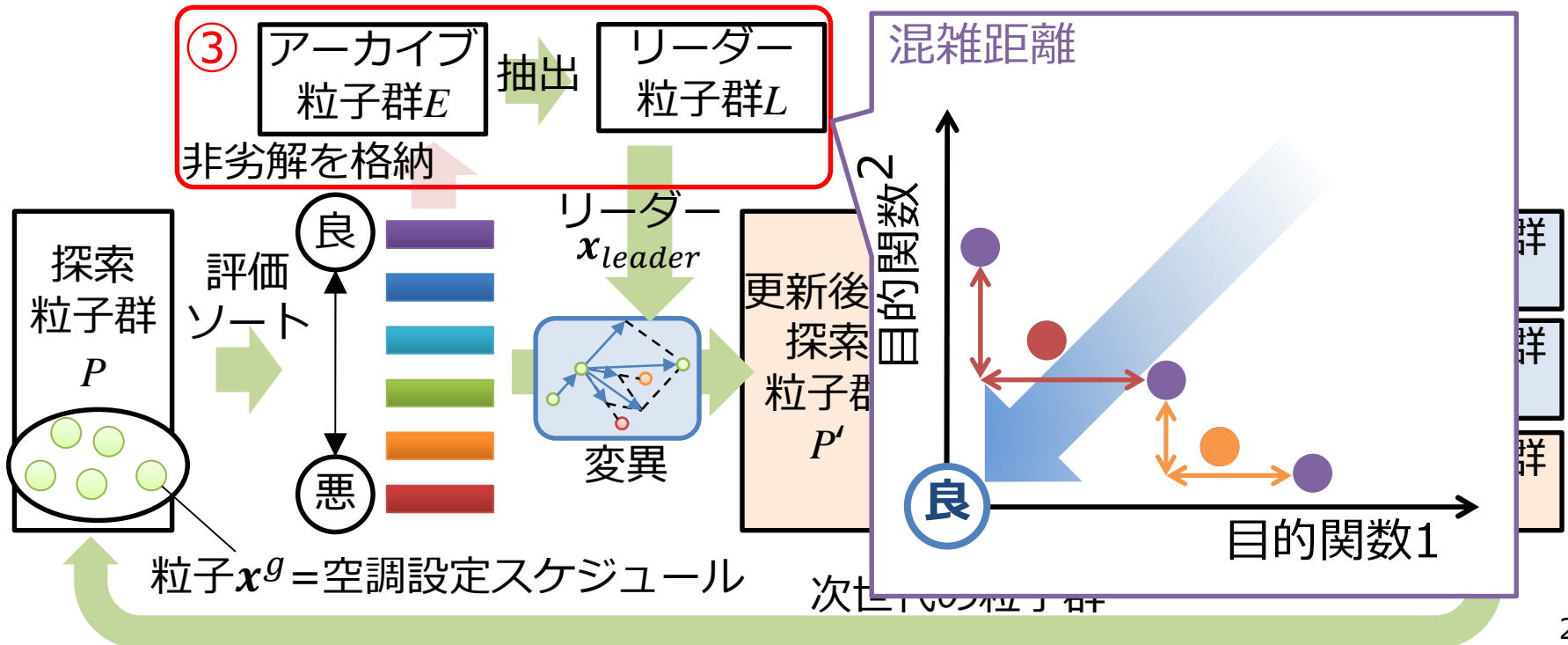
- ① 初期粒子群 P を生成する
- ② 粒子群 P の各粒子 x^g を解評価部で評価する
- ③ 非劣解をアーカイブ E に格納し、アーカイブから混雑距離でリーダー粒子群 L を抽出する
- ④ リーダー粒子群 L からバイナリトーナメントで選択したリーダー方向に粒子を変異する
- ⑤ 粒子群 P を Q, R, S の3つに分割し、一様突然変異/非一様突然変異で変異する
- ⑥ 3つの粒子群 Q, R, S を1つに結合し、次世代の粒子群 P とする



多目的最適化手法：OMOPSO

■ アルゴリズムの流れ

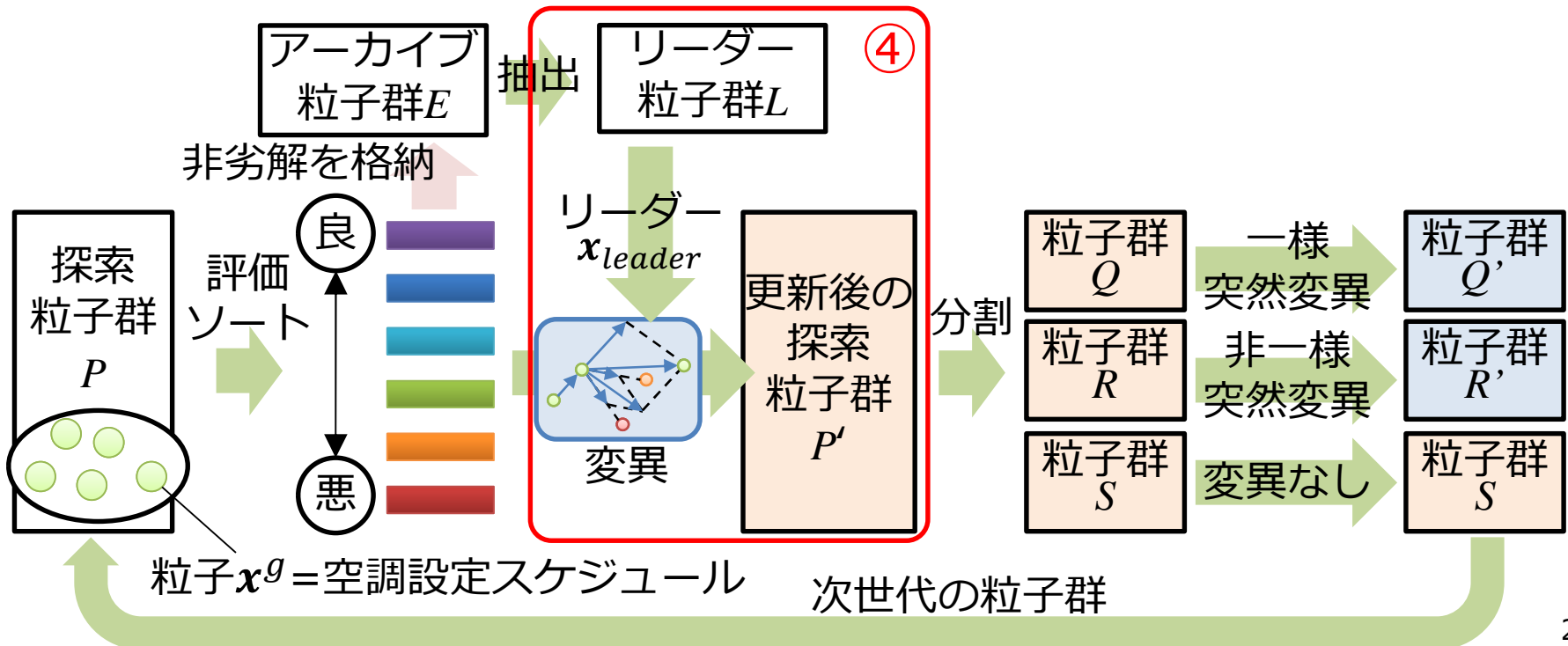
- ① 初期粒子群 P を生成する
- ② 粒子群 P の各粒子 x^g を解評価部で評価する
- ③ 非劣解をアーカイブ E に格納し、アーカイブから混雑距離でリーダー粒子群 L を抽出する
- ④ リーダー粒子群 L からバイナリトーナメントで選択したリーダー方向に粒子を変異する
- ⑤ 粒子群 P を Q, R, S の3つに分割し、一様突然変異/非一様突然変異で変異する
- ⑥ 3つの粒子群 Q, R, S を1つに結合し、次世代の粒子群 P とする



多目的最適化手法：OMOPSO

■ アルゴリズムの流れ

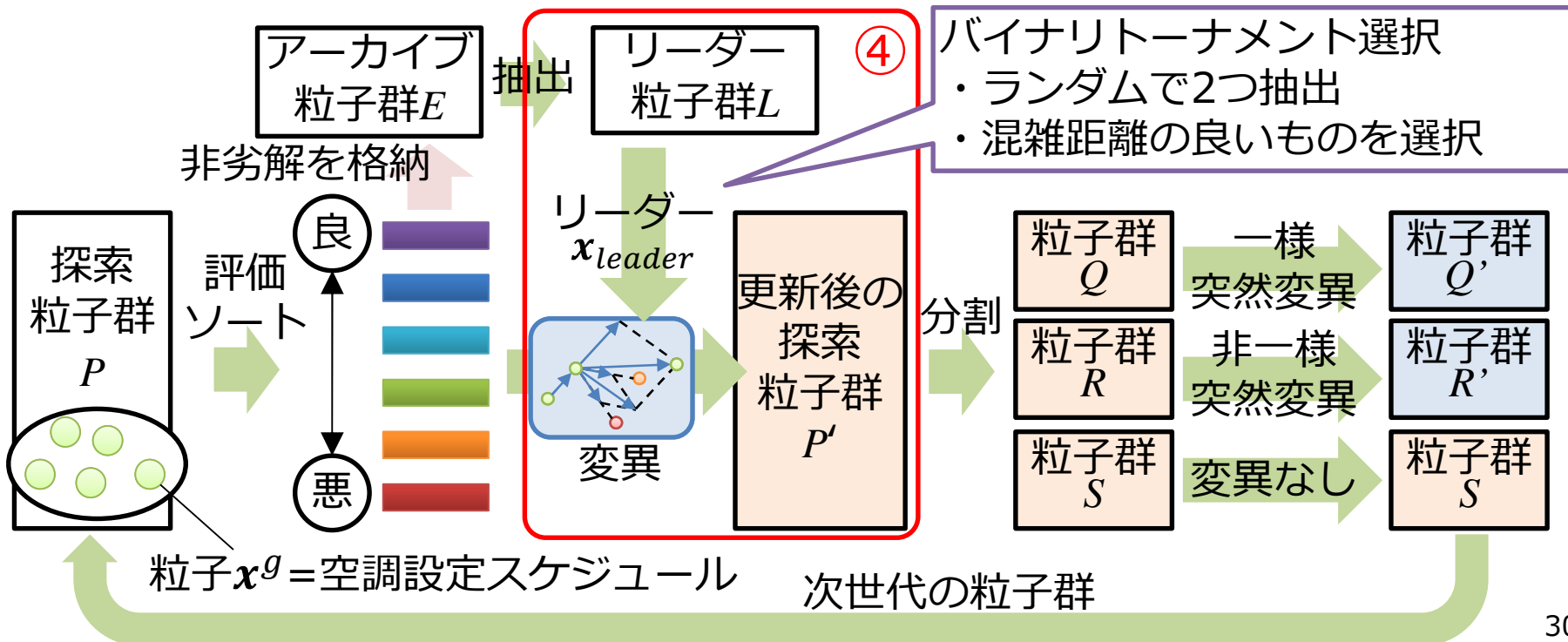
- ① 初期粒子群 P を生成する
- ② 粒子群 P の各粒子 x^g を解評価部で評価する
- ③ 非劣解をアーカイブ E に格納し，アーカイブから混雑距離でリーダー粒子群 L を抽出する
- ④ リーダー粒子群 L からバイナリトーナメントで選択したリーダー方向に粒子を変異する
- ⑤ 粒子群 P を Q, R, S の3つに分割し，一様突然変異/非一様突然変異で変異する
- ⑥ 3つの粒子群 Q, R, S を1つに結合し，次世代の粒子群 P とする



多目的最適化手法：OMOPSO

■ アルゴリズムの流れ

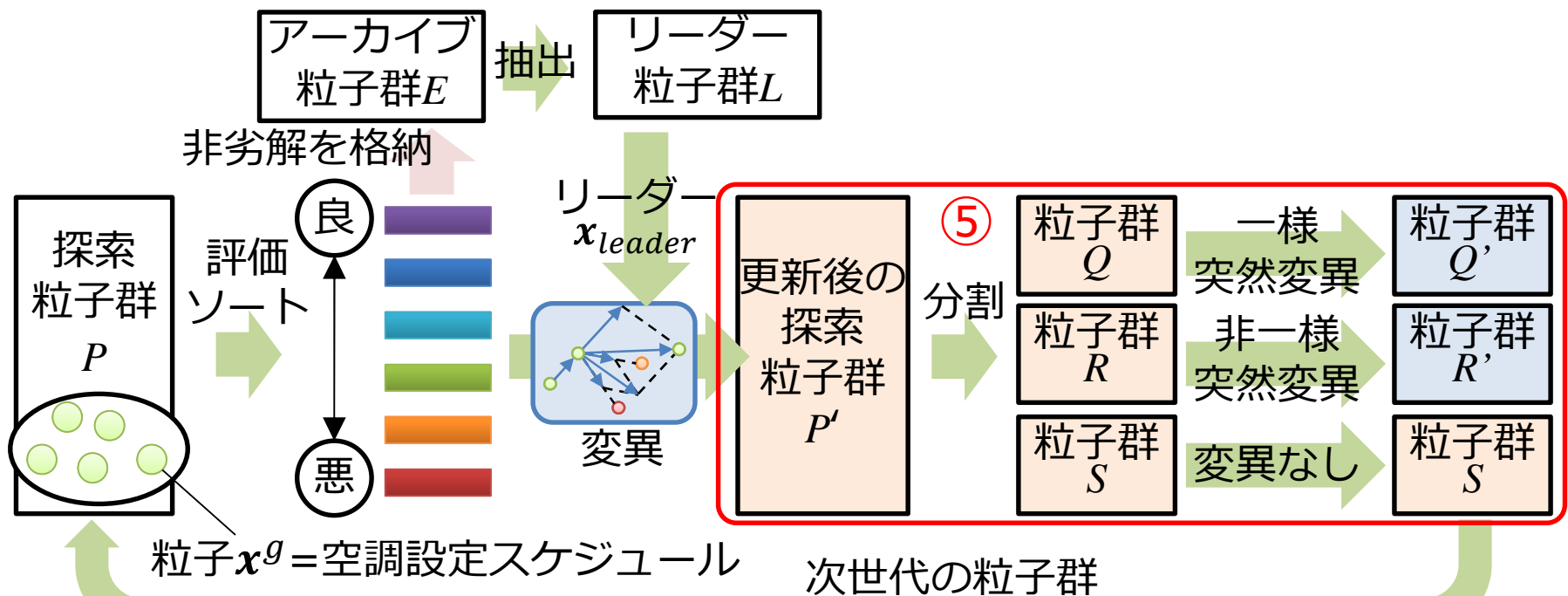
- ① 初期粒子群 P を生成する
- ② 粒子群 P の各粒子 x^g を解評価部で評価する
- ③ 非劣解をアーカイブ E に格納し、アーカイブから混雑距離でリーダー粒子群 L を抽出する
- ④ リーダー粒子群 L からバイナリトーナメントで選択したリーダー方向に粒子を変異する
- ⑤ 粒子群 P を Q, R, S の3つに分割し、一様突然変異/非一様突然変異で変異する
- ⑥ 3つの粒子群 Q, R, S を1つに結合し、次世代の粒子群 P とする



多目的最適化手法：OMOPSO

■ アルゴリズムの流れ

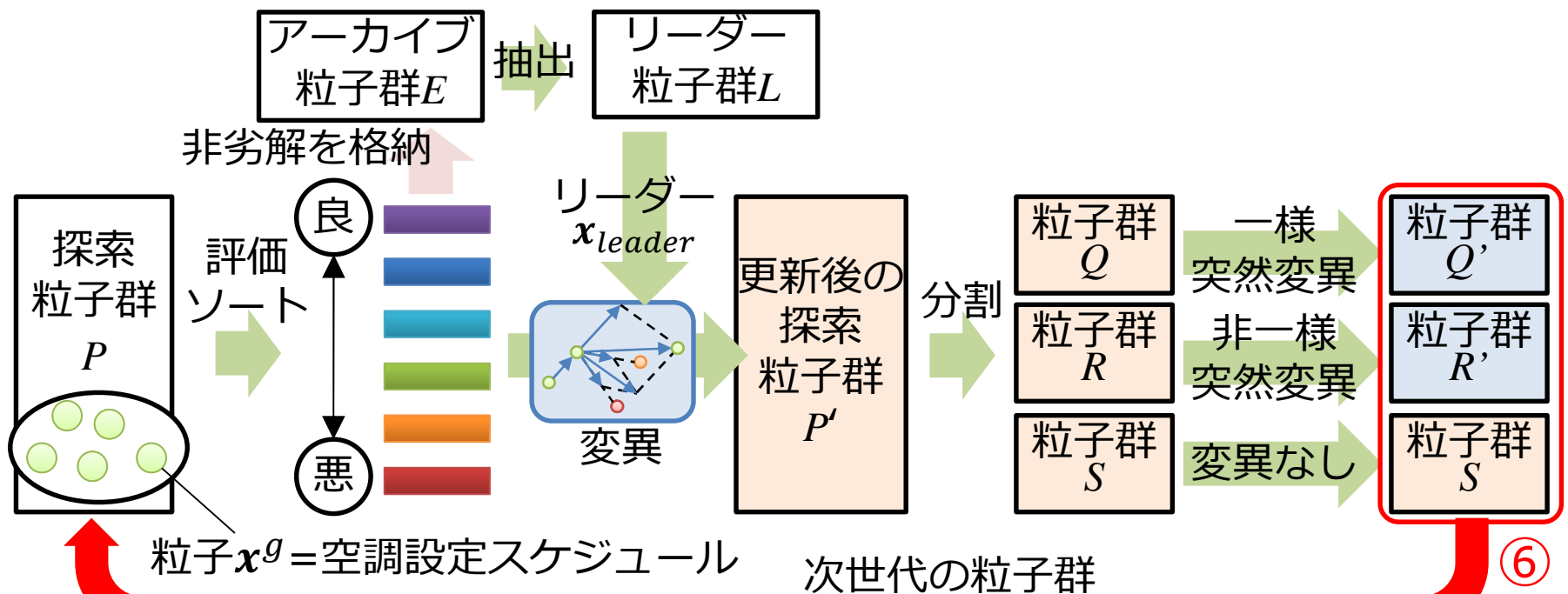
- ① 初期粒子群 P を生成する
- ② 粒子群 P の各粒子 x^g を解評価部で評価する
- ③ 非劣解をアーカイブ E に格納し、アーカイブから混雑距離でリーダー粒子群 L を抽出する
- ④ リーダー粒子群 L からバイナリトーナメントで選択したリーダー方向に粒子を変異する
- ⑤ 粒子群 P を Q, R, S の3つに分割し、一様突然変異/非一様突然変異で変異する
- ⑥ 3つの粒子群 Q, R, S を1つに結合し、次世代の粒子群 P とする



多目的最適化手法：OMOPSO

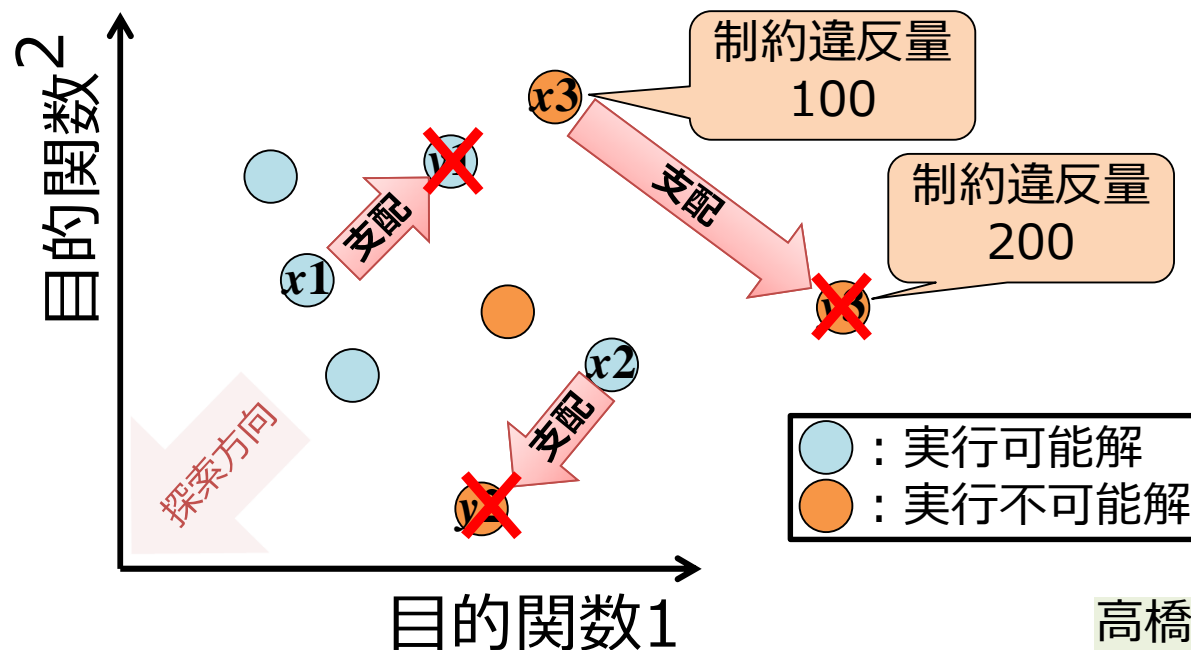
■ アルゴリズムの流れ

- ① 初期粒子群 P を生成する
- ② 粒子群 P の各粒子 x^g を解評価部で評価する
- ③ 非劣解をアーカイブ E に格納し、アーカイブから混雑距離でリーダー粒子群 L を抽出する
- ④ リーダー粒子群 L からバイナリトーナメントで選択したリーダー方向に粒子を変異する
- ⑤ 粒子群 P を Q, R, S の3つに分割し、一様突然変異/非一様突然変異で変異する
- ⑥ 3つの粒子群 Q, R, S を1つに結合し、次世代の粒子群 P とする



制約条件の取り扱い：制約支配[Deb+, '02]

- 以下のいずれかを満たすとき，解 x は解 y より良いと判断
 - x_1 と y_1 が両方実行可能で，目的関数値で x_3 が y_3 を支配する
 - x_2 が実行可能， y_2 が実行不可能である
 - x_3 と y_3 が両方実行不可能で， x_3 の制約違反量が y_3 より小さい



高橋先生のご指摘

- 制約支配による解の順序関係により，実行可能な非劣解のみがアーカイブ粒子群に抽出される

数値実験(1)多目的進化計算手法の決定

■ 比較対象アルゴリズム

- NSGA-II, NSGA-III, MOEA/D, OMOPSO

■ 対象問題

- 空調設定スケジュールの最適化問題

- 冷房条件(2006/8/21)

■ 問題設定

- 2目的

- 1制約

- 20変数

■ 評価尺度

- Hypervolume (HV)

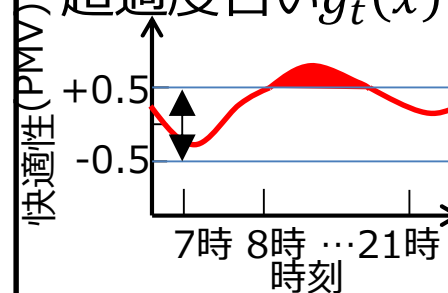
目的関数

室内快適性 $f_1(x)$

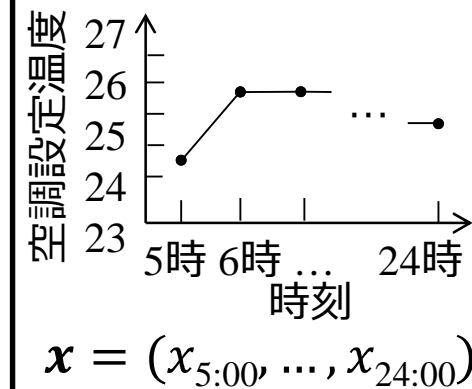
エネルギー消費 $f_2(x)$

制約

快適範囲の
超過度合い $g_t(x)$



設計変数



数値実験(1) 多目的進化計算手法の決定

■ アルゴリズムのパラメータ

大須賀先生のご指摘

- 各アルゴリズムの推奨値を使用

共通

個体数	50
世代数	500

NSGA-II[Deb+, '02]

NSGA-III[Deb+, '14]

交叉	手法	SBX
	分布度 η_c	30
	交叉率 p_c	0.9
突然変異	手法	PM
	分布度 η_m	20
	変異確率 p_m	$1/n$

OMOPSO[Sierra+, '05]

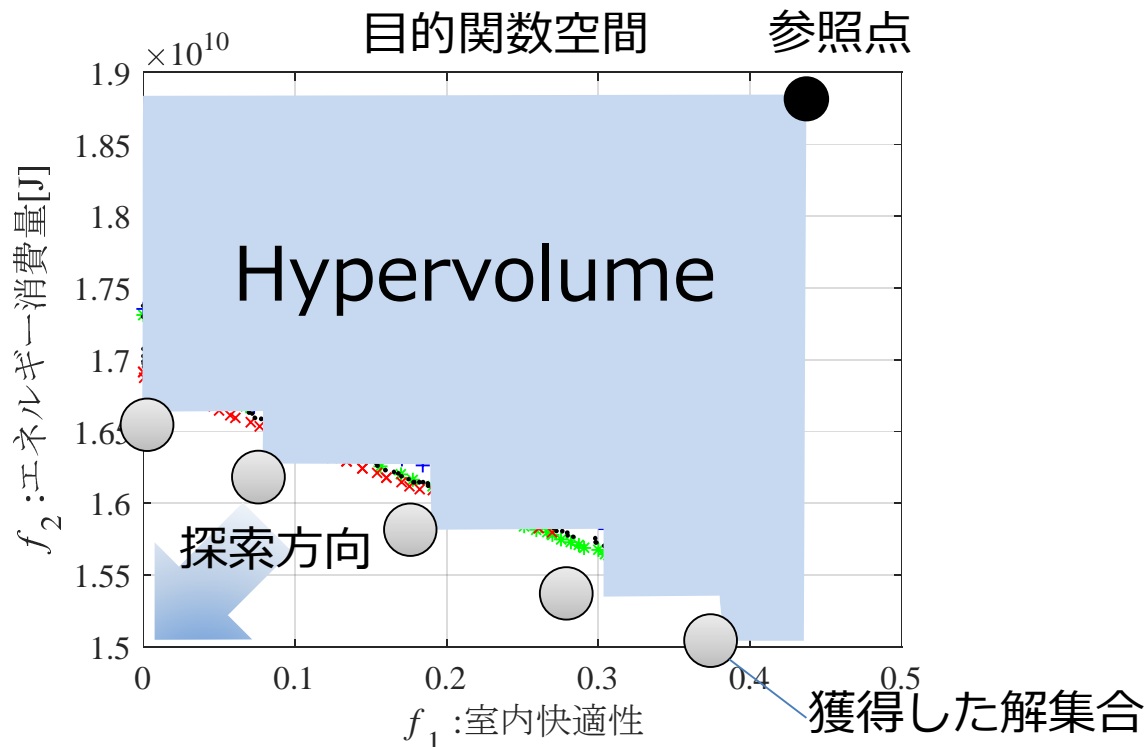
リーダーサイズ	100
アーカイブサイズ	制限なし
突然変異確率	$1/n$
重み w	$[0.1, 0.5)$
重み c_1, c_2	$[1.5, 2.0)$
突然変異係数 b	5

MOEA/D [Li+, '09]

交叉手法	手法	DE(rand/1/bin)
	スケーリング係数 F	0.5
	交叉率 C_r	1.0
突然変異	手法	PM
	分布度 η_m	20
	変異確率 p_m	$1/n$
近傍サイズ T		5
近傍選択確率 δ		0.9
最大更新数 n_r		2

評価尺度：Hypervolume(HV) [Zitzler, '99]

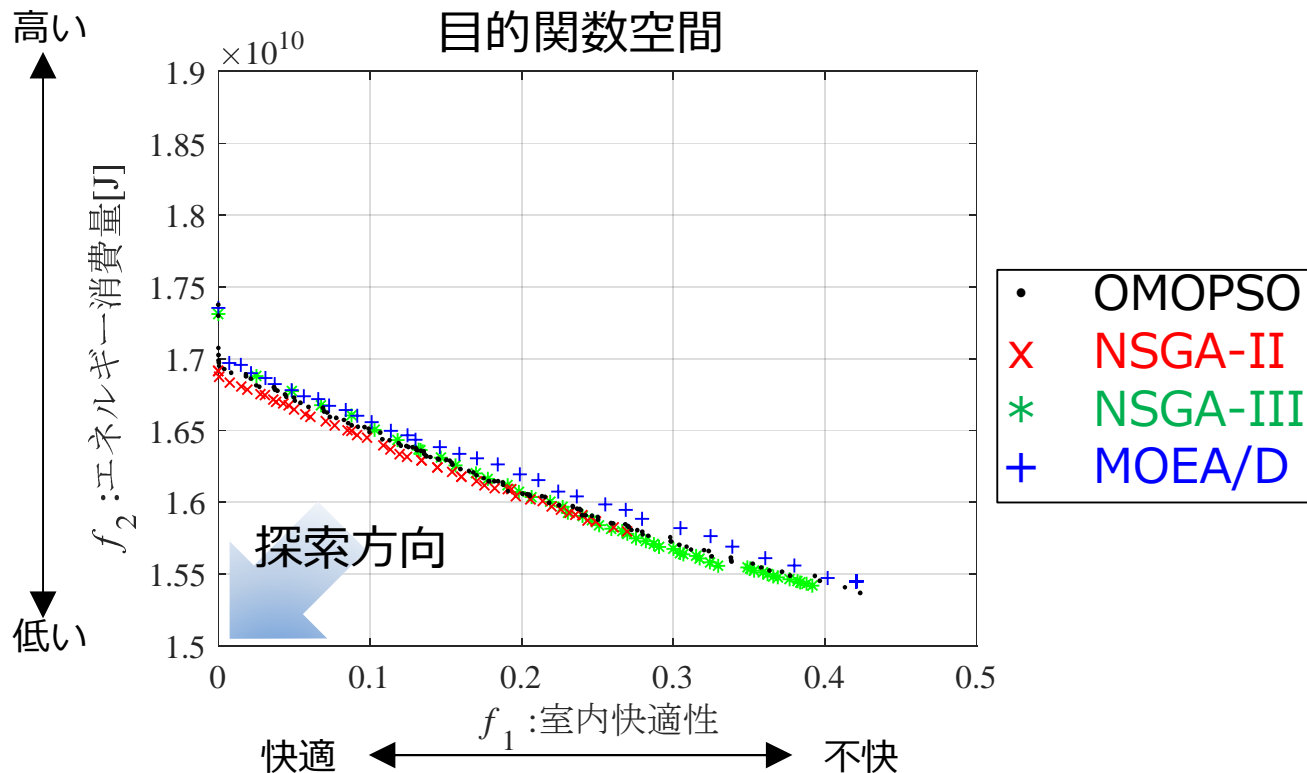
- 獲得した解集合が目的関数空間に作る超体積
- パレートフロントの近似度合いを評価する指標
 - 解の収束性
 - 解の多様性
 - 解の数
 - 解分布の一様さ



数値実験結果(1) 多目的進化計算手法の決定

- 制約を満たし快適性とエネルギーのトレードオフを表す解集合を獲得
- 4手法のそれぞれが異なる傾向の解集合を獲得
- OMOPSOは、トレードオフを最も広域に近似可能で最も高いHV値
 ➡ 今後、OMOPSOを使用

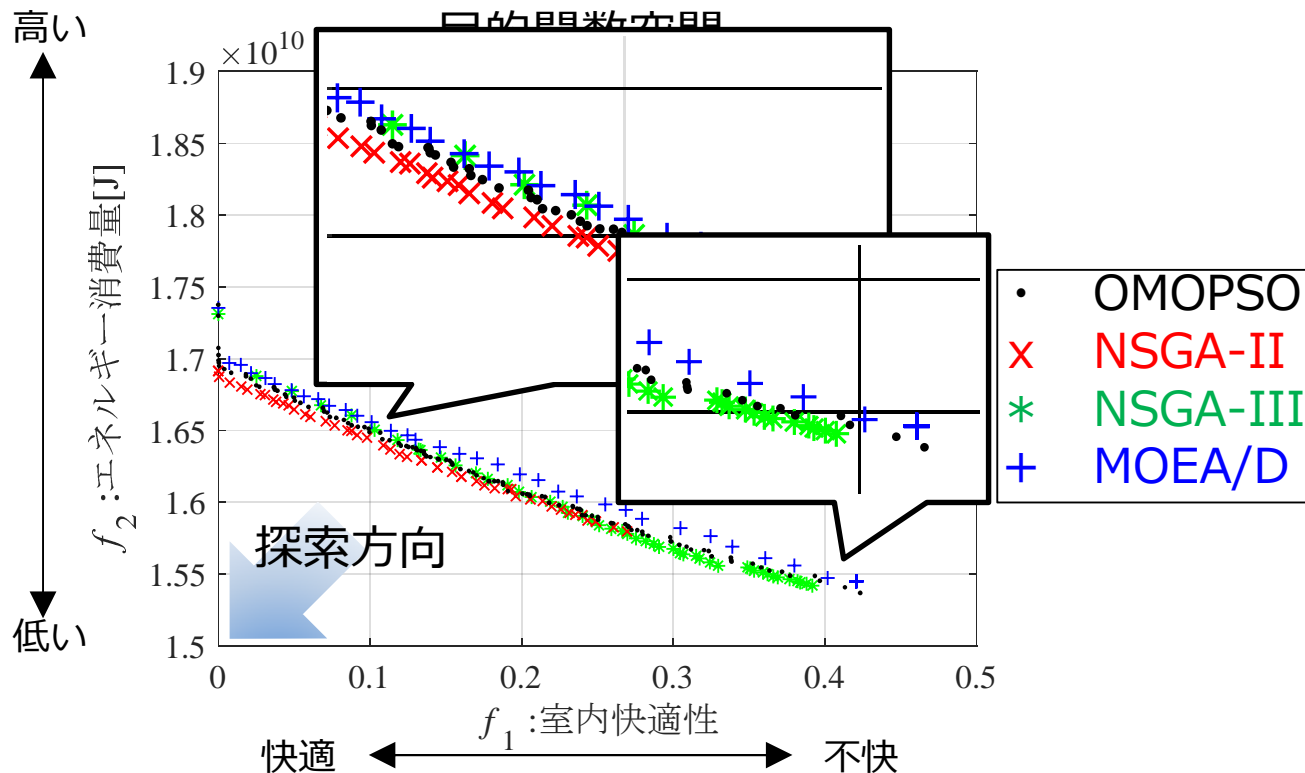
	OMOPSO	NSGA-II	NSGA-III	MOEA/D
HV値	0.643	0.621	0.628	0.589



数値実験結果(1) 多目的進化計算手法の決定

- 制約を満たし快適性とエネルギーのトレードオフを表す解集合を獲得
- 4手法のそれぞれが異なる傾向の解集合を獲得
- OMOPSOは、トレードオフを最も広域に近似可能で最も高いHV値
 ➡ 今後、OMOPSOを使用

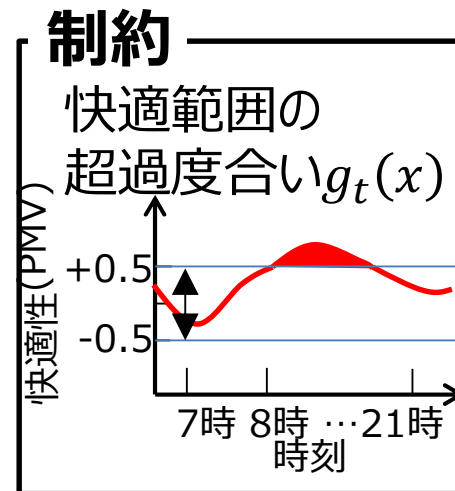
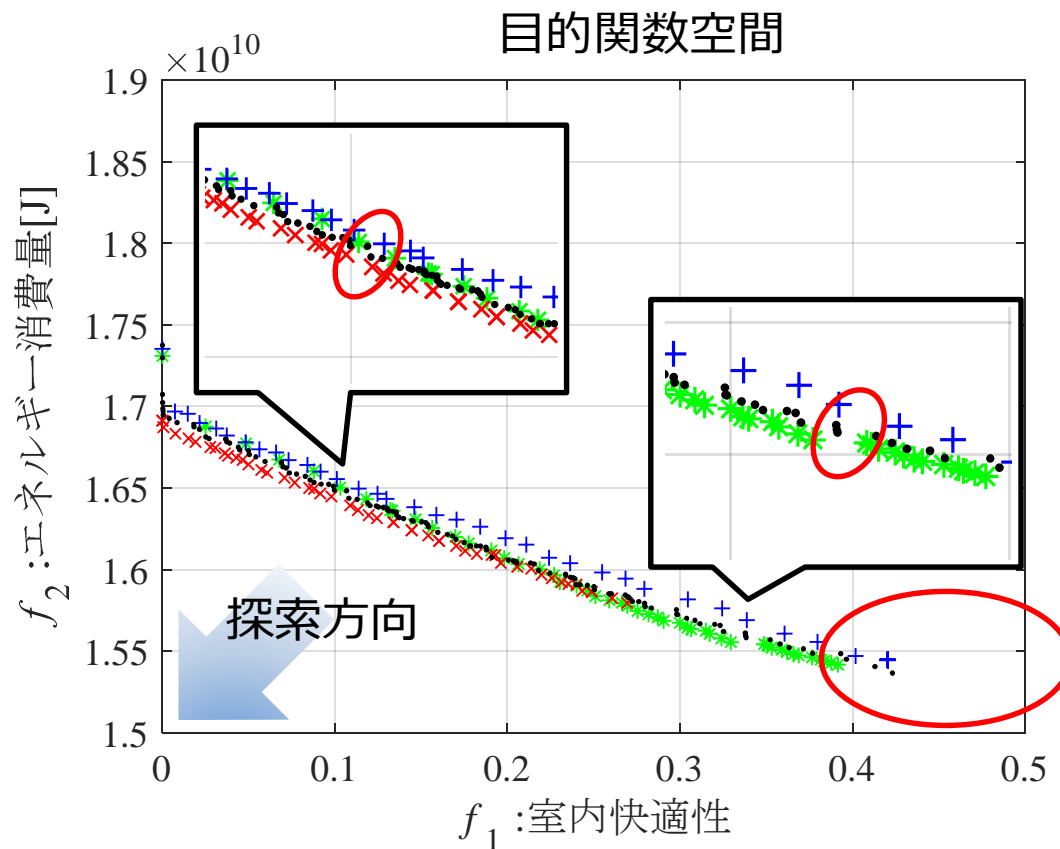
	OMOPSO	NSGA-II	NSGA-III	MOEA/D
HV値	0.643	0.621	0.628	0.589



数値実験結果(1) 問題の特徴分析

庄野先生のご指摘

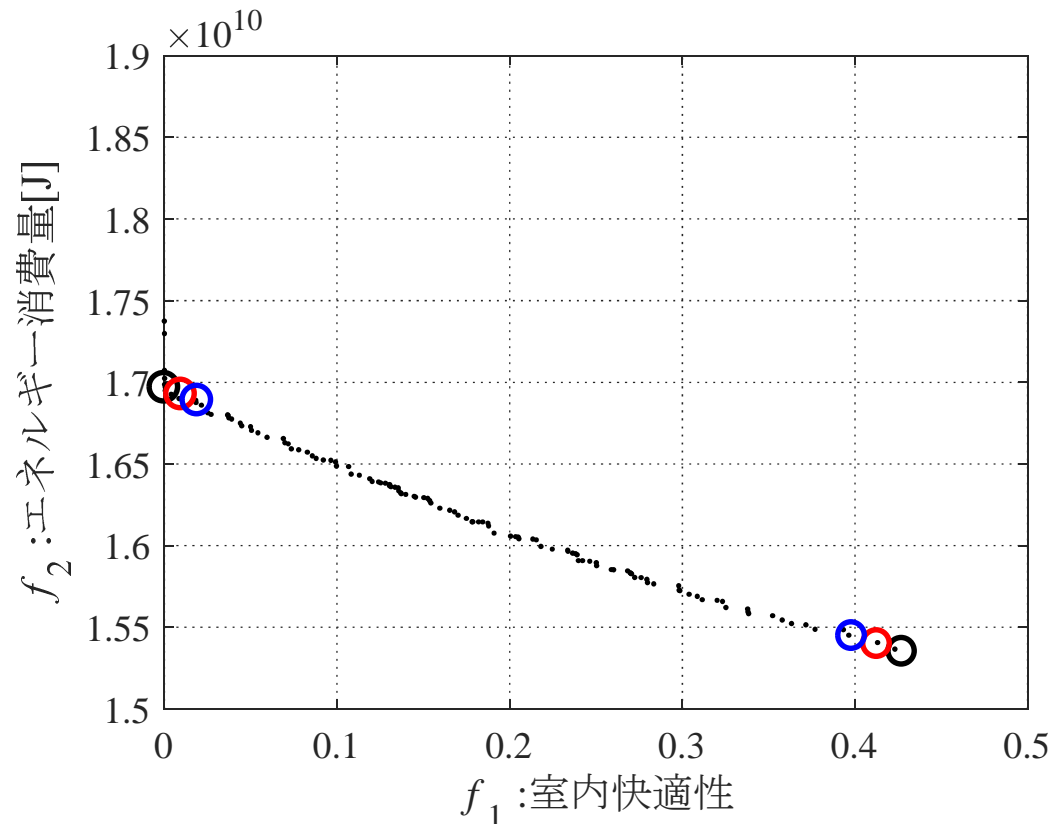
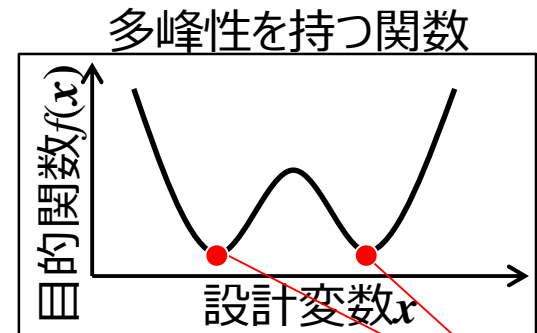
- パレートフロントは線形に近い形状
- 一部に間隙があり，解の獲得が困難な部位が存在
- 快適性の制約により $f_1 \geq 0.4$ の範囲は，解の獲得が困難



数値実験結果(1) 問題の特徴分析

庄野先生のご指摘

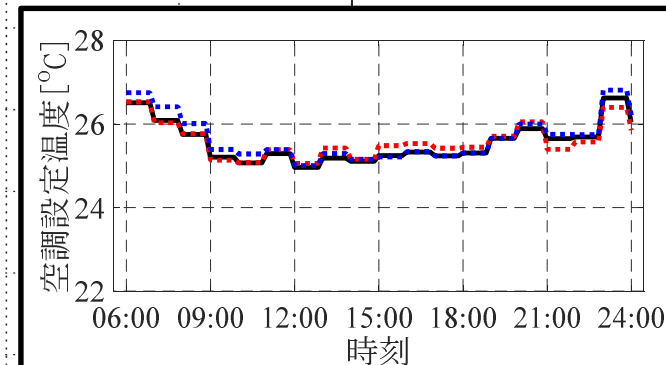
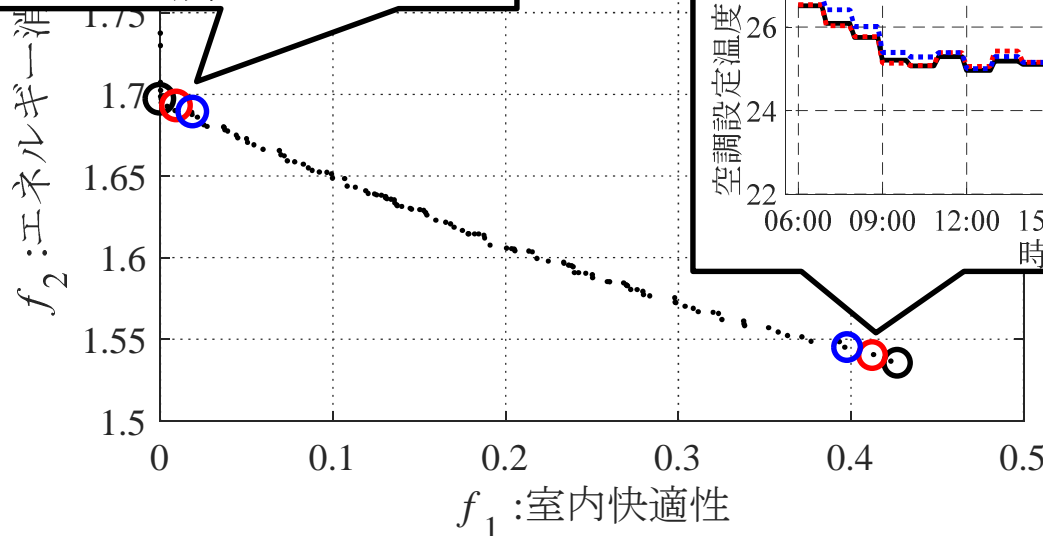
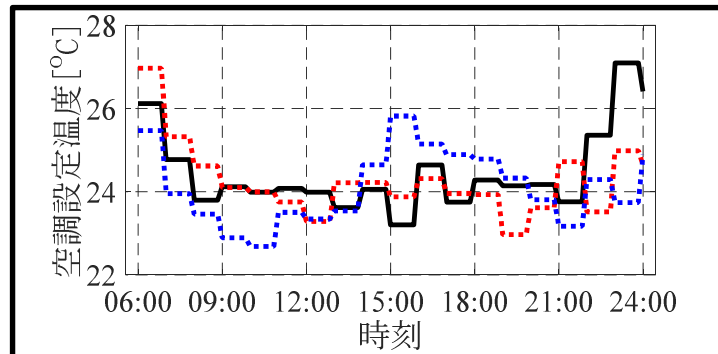
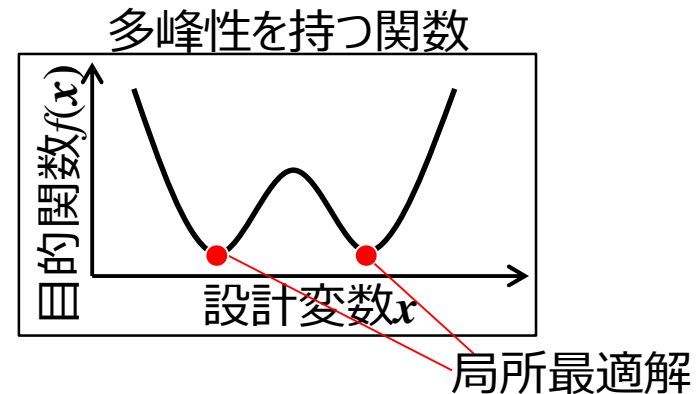
- OMOPSOで獲得したスケジュールを比較
- $f_1 \geq 0.3$ では, スケジュールが類似
- $f_1 \leq 0.1$ では, スケジュールが多様
→ 多峰性を持つ関数である可能性



数値実験結果(1) 問題の特徴分析

庄野先生のご指摘

- OMOPSOで獲得したスケジュールを比較
- $f_1 \geq 0.3$ では, スケジュールが類似
- $f_1 \leq 0.1$ では, スケジュールが多様
→ 多峰性を持つ関数である可能性



数値実験結果(2) OMOPSOの各要素の効果

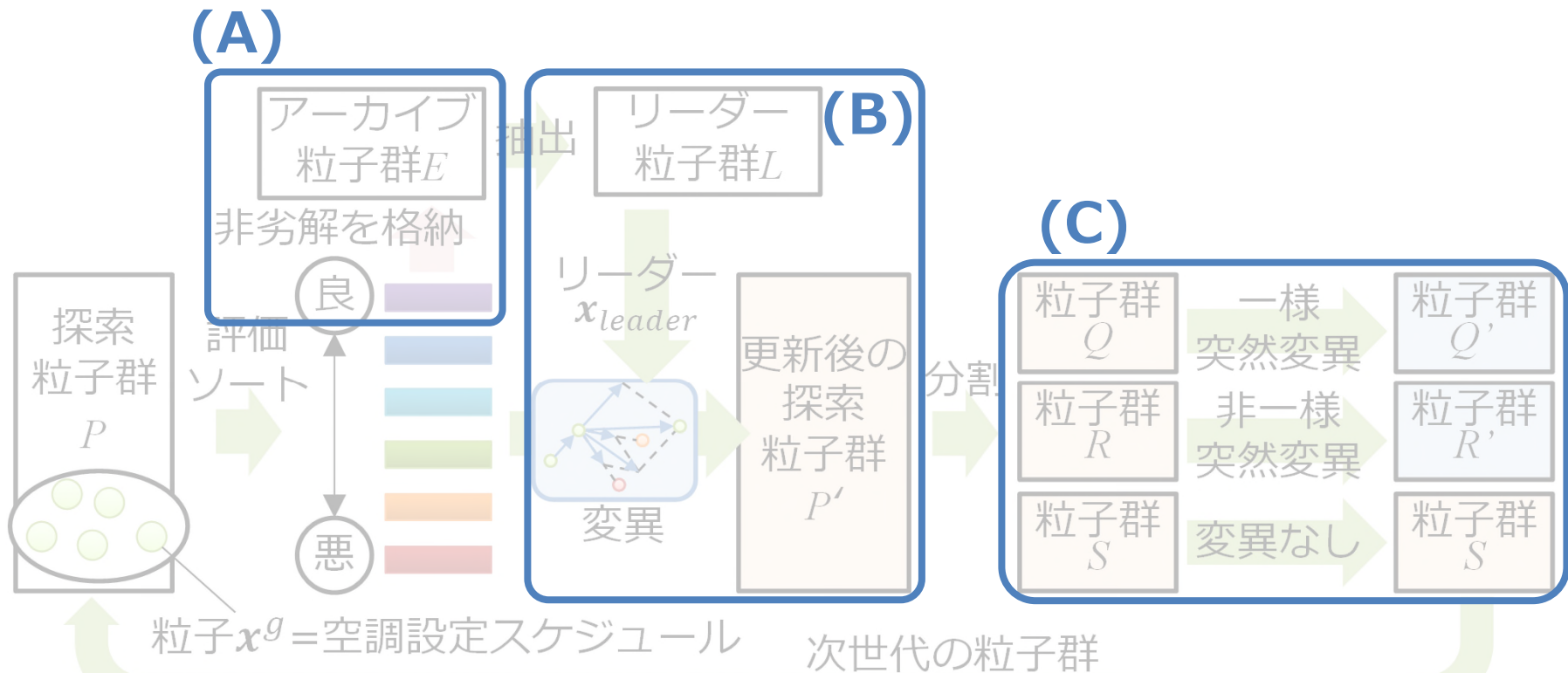
高玉先生, 大須賀先生, 庄野先生, 高橋先生のご指摘

■ OMOPSOに内在する特徴的な3要素の探索効果を検証

(A) 無限アーカイブ : あらゆる非劣解を保持

(B) リーダー粒子群 : アーカイブから良い親粒子を選択

(C) 突然変異 : 解の多様性の導入



数値実験結果(2) OMOPSOの各要素の効果

高玉先生, 大須賀先生, 庄野先生, 高橋先生のご指摘

■ 比較対象アルゴリズム

方法	(A)無限アーカイブ	(B)リーダー粒子群	(C)突然変異
方法1 (OMOPSO)	○	○	○
方法2	×	○	○
方法3	○	×	○
方法4	○	○	×

■ 対象問題

- 空調設定スケジュール最適化問題
- 冷房条件(2006/8/21)

■ 問題設定

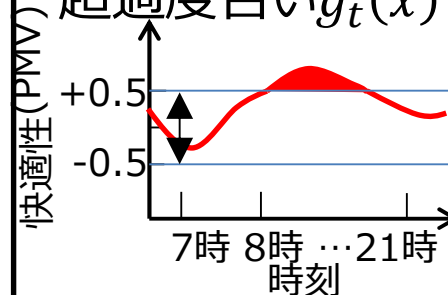
- 2目的
- 1制約
- 20変数

目的関数

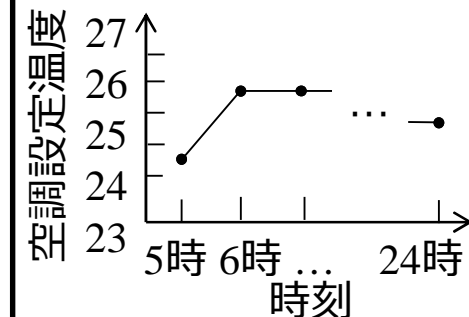
室内快適性 $f_1(x)$
エネルギー消費 $f_2(x)$

制約

快適範囲の
超過度合い $g_t(x)$



設計変数



$$\mathbf{x} = (x_{5:00}, \dots, x_{24:00})$$

■ 評価方法

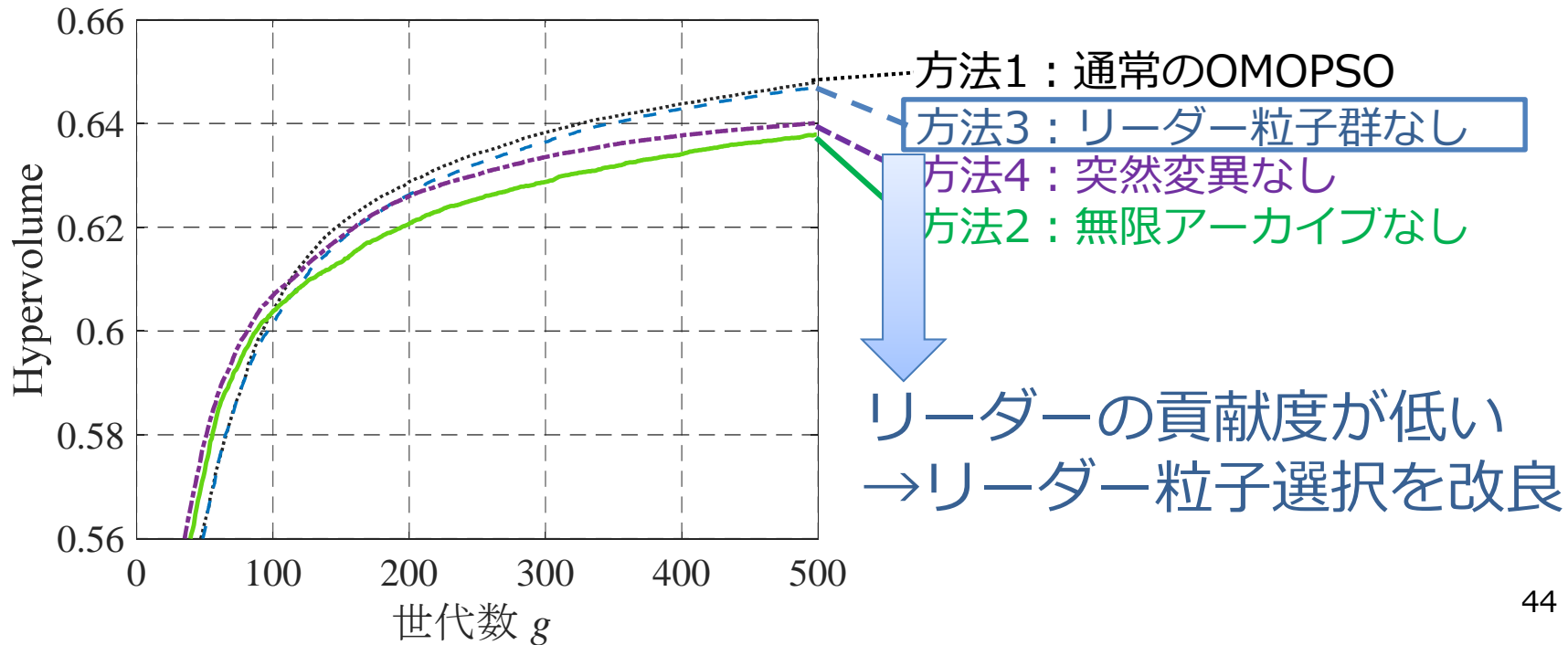
- 20回試行の平均HV

数値実験結果(2) OMOPSOの各要素の効果

高玉先生, 大須賀先生, 庄野先生, 高橋先生のご指摘

- OMOPSOの各要素が探索性能向上に貢献
- 無限アーカイブ>突然変異>リーダー粒子群の順に効果が大きい

方法	(A)無限アーカイブ	(B)リーダー粒子群	(C)突然変異	HV値
方法1 (OMOPSO)	○	○	○	0.6480
方法2	×	○	○	0.6379
方法3	○	×	○	0.6470
方法4	○	○	×	0.6400

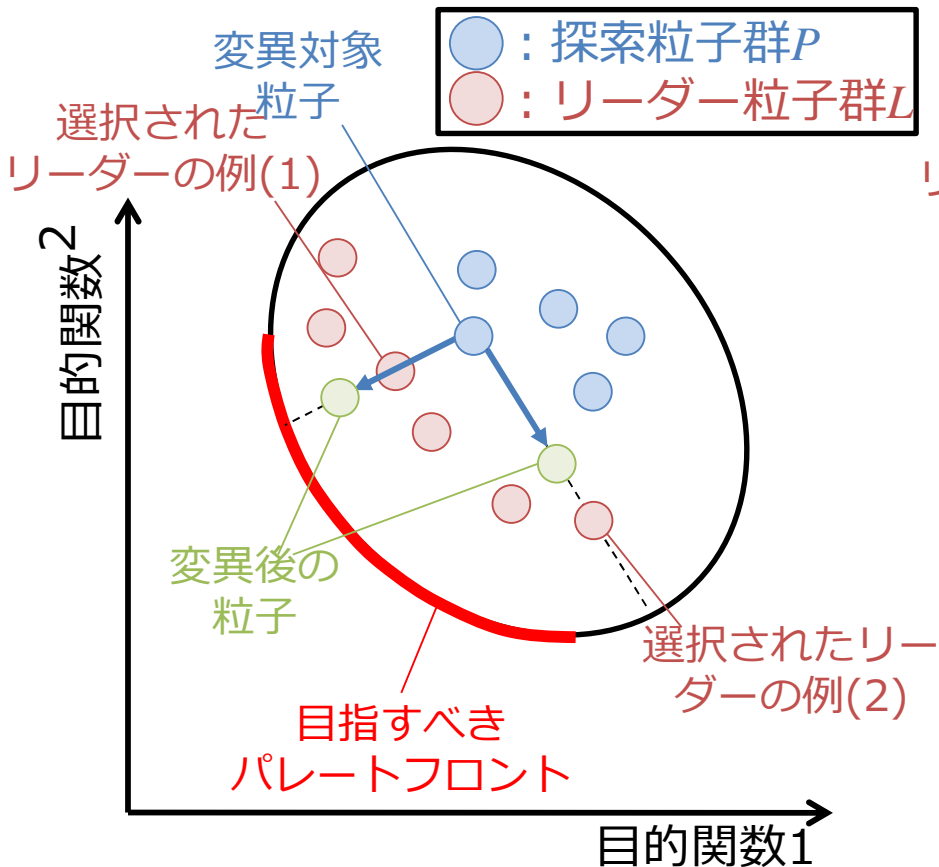


リーダーの選択方法を改良したOMOPSOの提案

高橋先生のご指摘

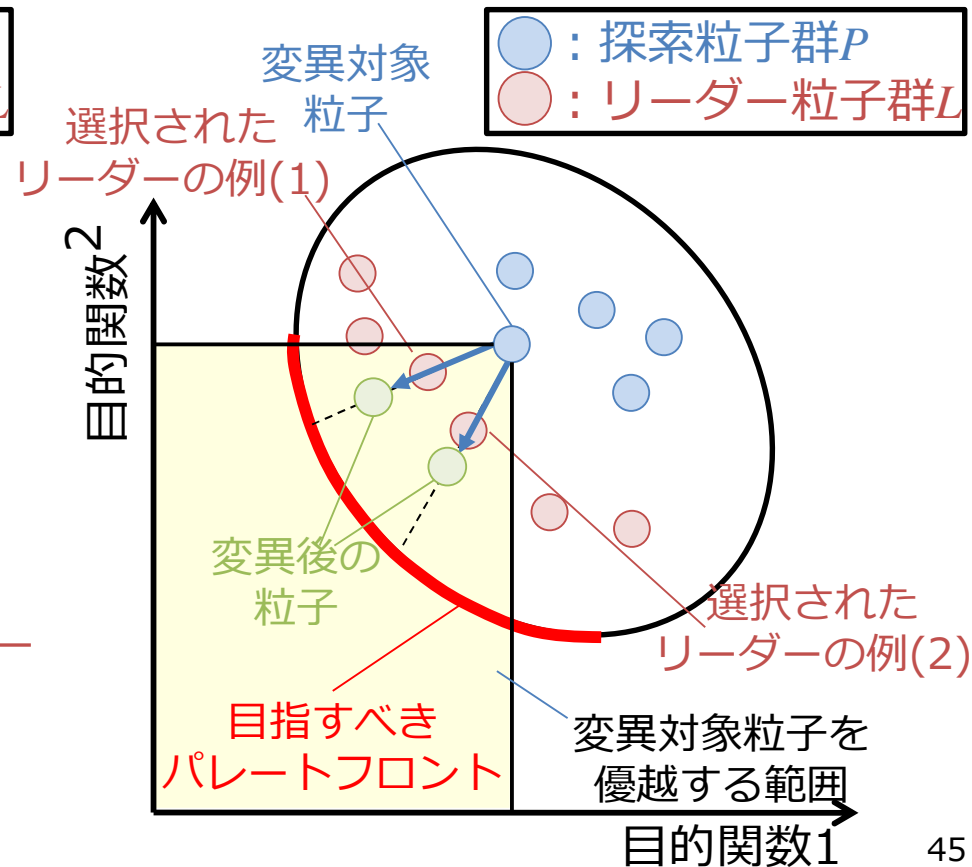
■ 従来手法：OMOPSO

- リーダーはリーダー粒子群からバイナリトーナメントで選択
- →リーダーの位置によっては良好な解を発見しにくい



■ 提案手法：DOMOPSO D: Directional

- リーダーはリーダー粒子群のうち変異対象粒子を優越する範囲から選択する

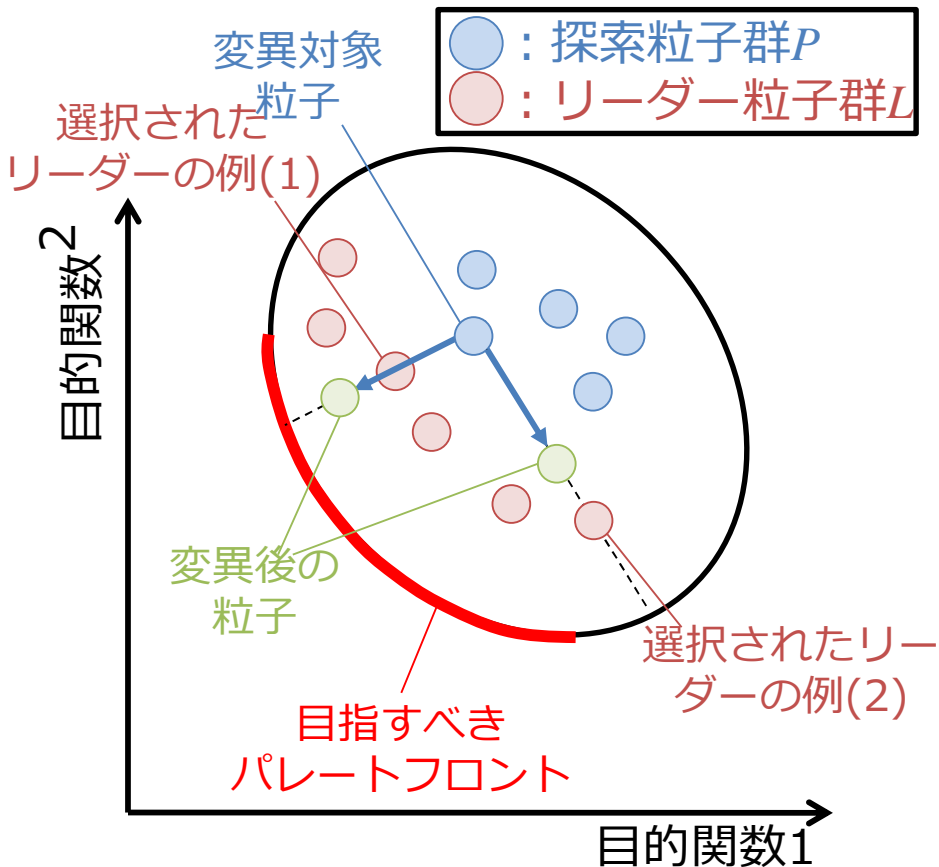


リーダーの選択方法を改良したOMOPSOの提案

高橋先生のご指摘

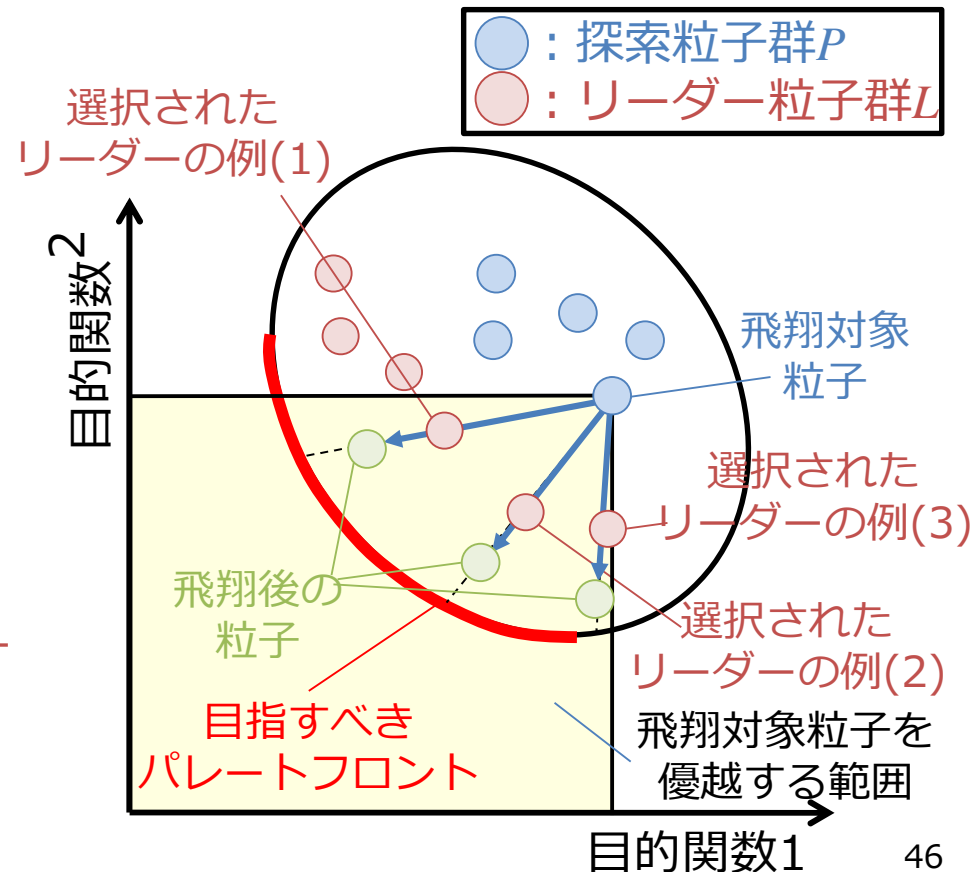
■ 従来手法：OMOPSO

- リーダーはリーダー粒子群からバイナリトーナメントで選択
- →リーダーの位置によっては良好な解を発見しにくい



■ 提案手法：DOMOPSO D: Directional

- リーダーはリーダー粒子群のうち変異対象粒子を優越する範囲から選択する

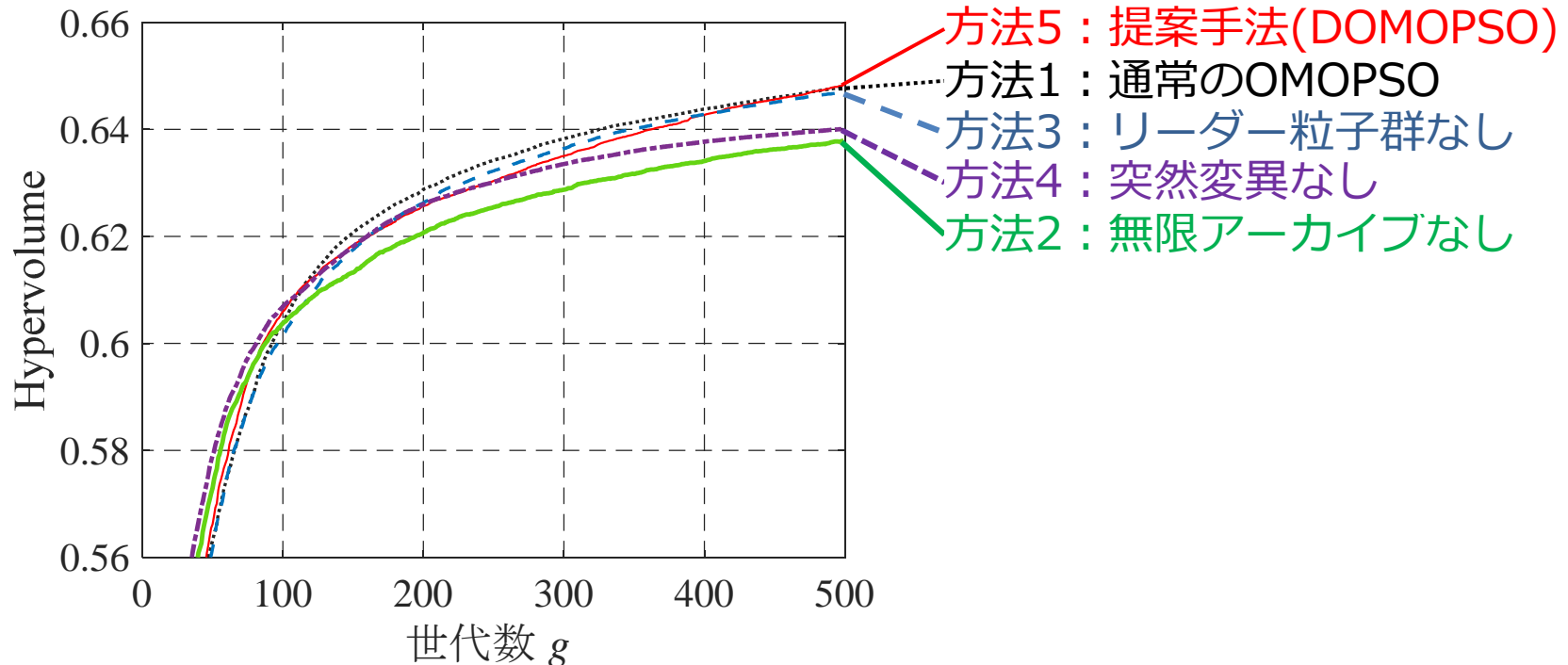


数値実験結果(3) 改良OMOPSOの提案

高玉先生, 大須賀先生, 庄野先生, 高橋先生のご指摘

■ リーダー選択方法の改良により探索性能が向上

方法	(A)無限アーカイブ	(B)リーダー粒子群	(C)突然変異	HV値
方法1 (OMOPSO)	○	○	○	0.6480
方法2	×	○	○	0.6379
方法3	○	×	○	0.6470
方法4	○	○	×	0.6400
方法5 (DOMOPSO)	○	優越範囲から選択	○	0.6482

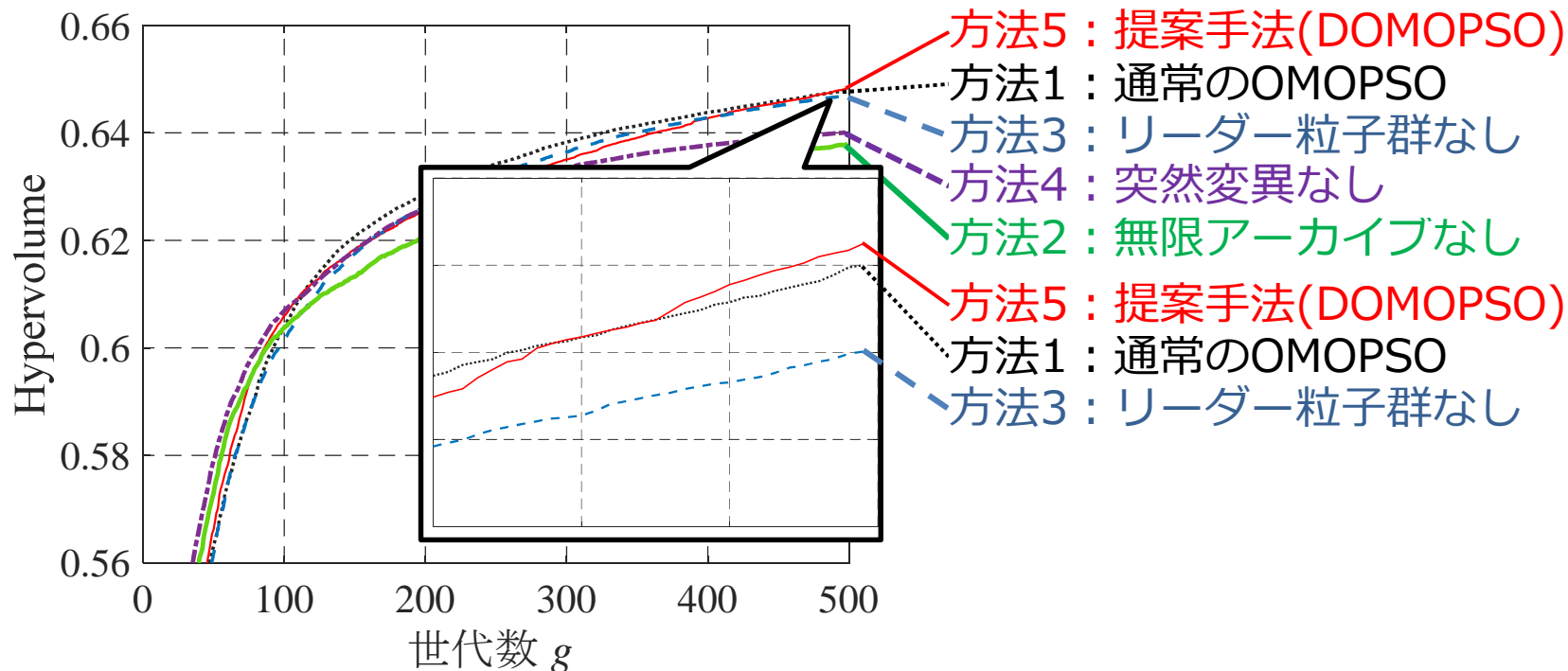


数値実験結果(3) 改良OMOPSOの提案

高玉先生, 大須賀先生, 庄野先生, 高橋先生のご指摘

■ リーダー選択方法の改良により探索性能が向上

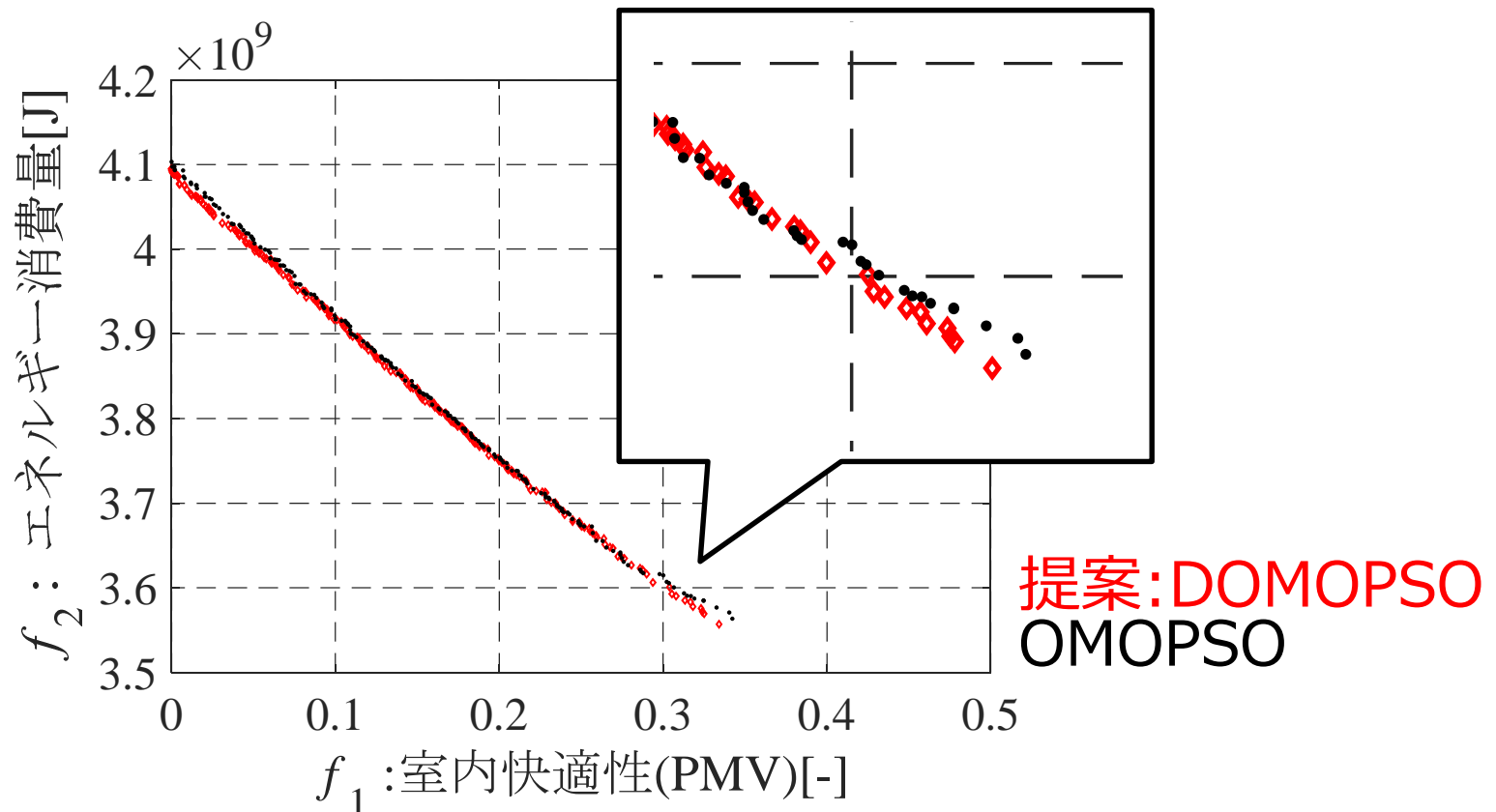
方法	(A)無限アーカイブ	(B)リーダー粒子群	(C)突然変異	HV値
方法1 (OMOPSO)	○	○	○	0.6480
方法2	×	○	○	0.6379
方法3	○	×	○	0.6470
方法4	○	○	×	0.6400
方法5 (DOMOPSO)	○	優越範囲から選択	○	0.6482



数値実験結果(3) ～OMOPSOの改良～

高橋先生のご指摘

- DOMOPSOは, 広い範囲に分布する良好な解集合を獲得
- OMOPSOよりパレートフロントへの収束性が改善

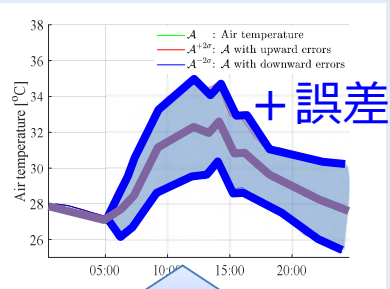


本研究の全体像

5章 ロバスト最適化

予報誤差に対応

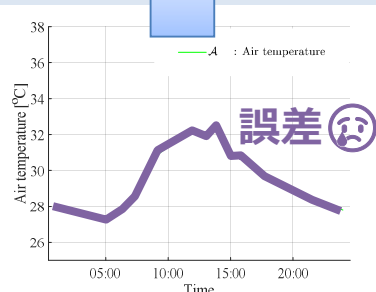
外気温予報



ロバスト性評価

課題B：
外気温予報誤差
の影響を受ける

外気温予報



6章 サロゲート最適化

最適化の高速化



最適化時間

LSTMによる代理評価

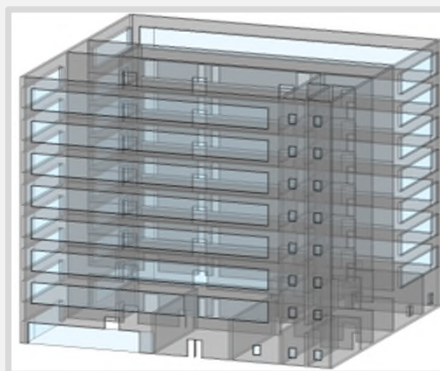


最適化時間

課題C：
最適化に時間がかかる
→精度の低い予報利用
→最適性も低くなる

4章 シミュレーション最適化

研究の対象：
オフィスビル



課題A：
大規模ビル空調最適化に
有効な多目的最適化手法
が不明

本研究の位置付け

■ 空調設定スケジュール最適化の発展的な研究を2つ実施

		課題B：外気温予報に対するロバスト性	
		未考慮	考慮
課題C：計算の高速化	なし	[Pan+, '16] [Bingham+, '17]	[Zhang+, '14] 本研究 5章
	あり	[Tresidder+, '12] 本研究 6章	

■ 従来の課題 [Zhang+, '14]

- 多数回の評価が必要
- ロバストでない解は提示不可能



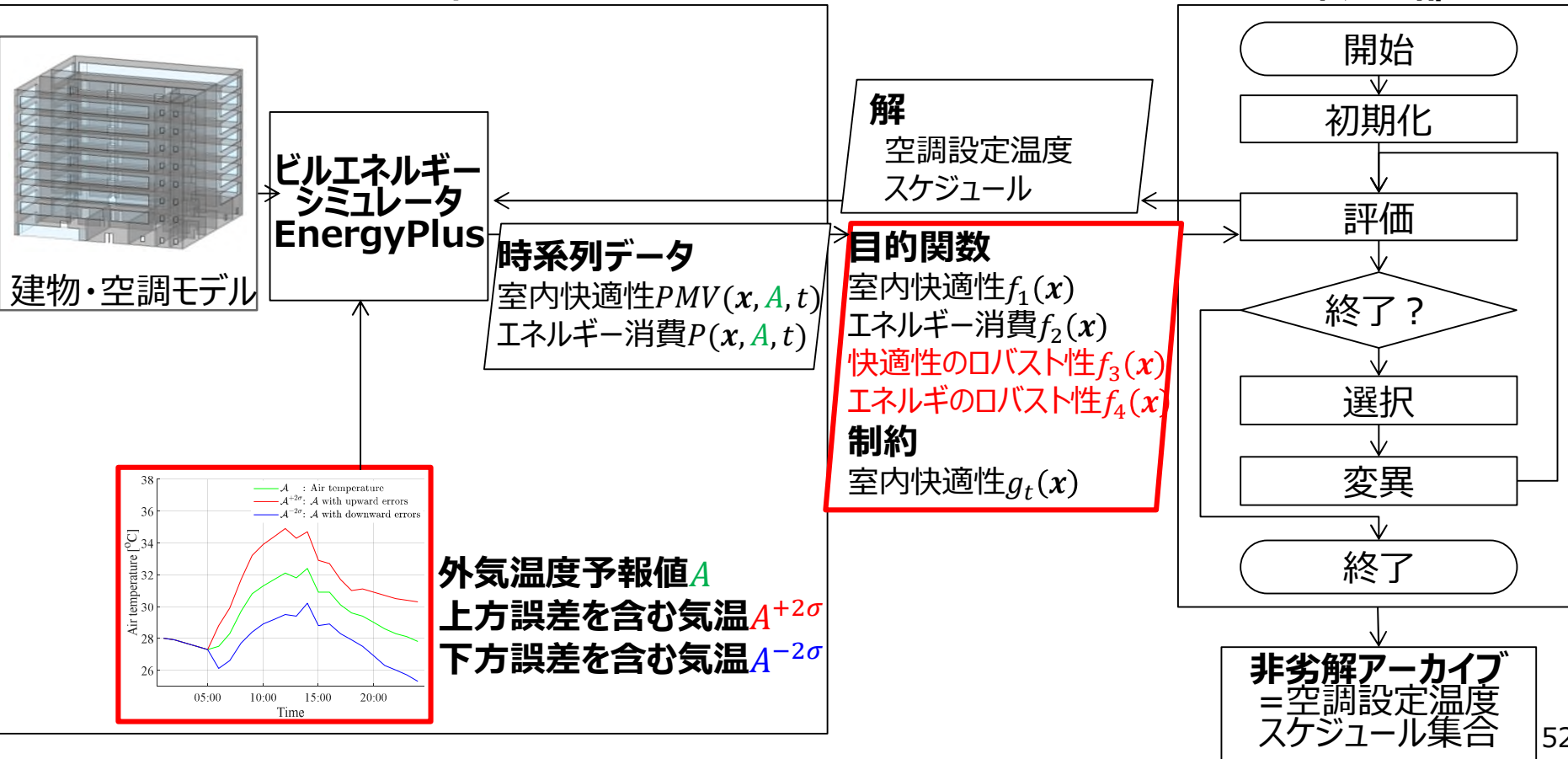
- 提案法(5章)：予報誤差によるロバスト性の目的関数を追加
- 少ない評価回数でロバスト性評価
- ロバストでない解も提示可能
→ロバストな解の探索性能を検証

気象予報誤差に対するロバスト最適化

- 解評価部は, f_1, f_2 とそれぞれのロバスト性 f_3, f_4 の4つの目的関数値を出力
- 解評価部は, 外気温 A とその誤差 $\pm 2\sigma$ を含むシミュレーションを実行

解評価部

最適化部



第3, 第4目的：ロバスト性

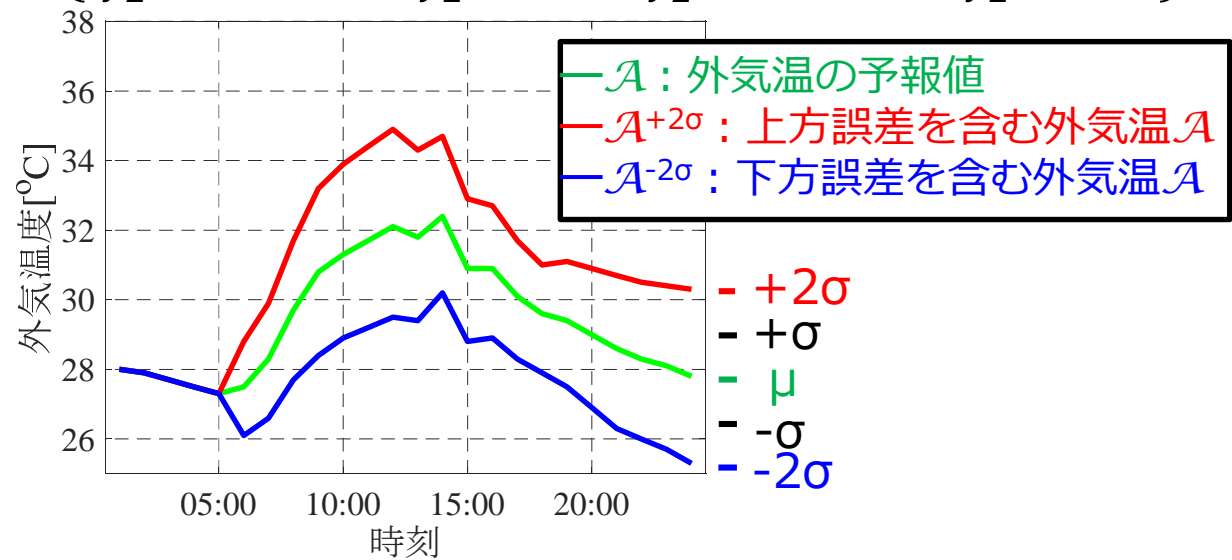
- 外気温の予報値 A , 上方予報誤差を含む気温 $A^{+2\sigma}$, 下方予報誤差を含む気温 $A^{-2\sigma}$ についてシミュレーションを実行
- 室内快適性とエネルギー消費量に対し, 誤差の有無による目的関数値の差の最大値を最小化

■ 第3目的：室内快適性のロバスト性

$$\text{Minimize } f_3(\mathbf{x}) = \max\{|f_1(\mathbf{x}, A^{+2\sigma}) - f_1(\mathbf{x}, A)|, |f_1(\mathbf{x}, A^{-2\sigma}) - f_1(\mathbf{x}, A)|\}$$

■ 第4目的：エネルギー消費量のロバスト性

$$\text{Minimize } f_4(\mathbf{x}) = \max\{|f_2(\mathbf{x}, A^{+2\sigma}) - f_2(\mathbf{x}, A)|, |f_2(\mathbf{x}, A^{-2\sigma}) - f_2(\mathbf{x}, A)|\}$$



数値実験(1) ロバスト性考慮有無の比較

■ 比較対象アルゴリズム

- OMOPSO
(2目的, ロバスト性考慮しない)
- OMOPSO
(4目的, ロバスト性考慮)

目的関数

室内快適性 $f_1(x)$
 エネルギー消費 $f_2(x)$
 快適性のロバスト性 $f_3(x)$
 エネルギーのロバスト性 $f_4(x)$

■ 対象問題

- 空調設定スケジュール最適化問題
- 冷房条件(2006/8/21)

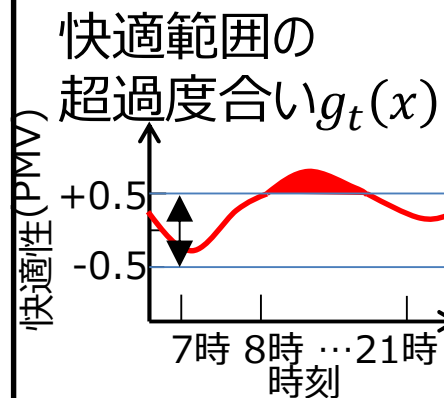
■ 問題設定

- 1制約
- 20変数

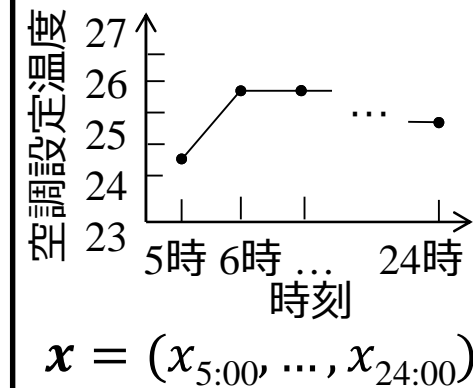
■ 評価尺度

- 獲得したパレート解分布
- 時系列データの比較

制約

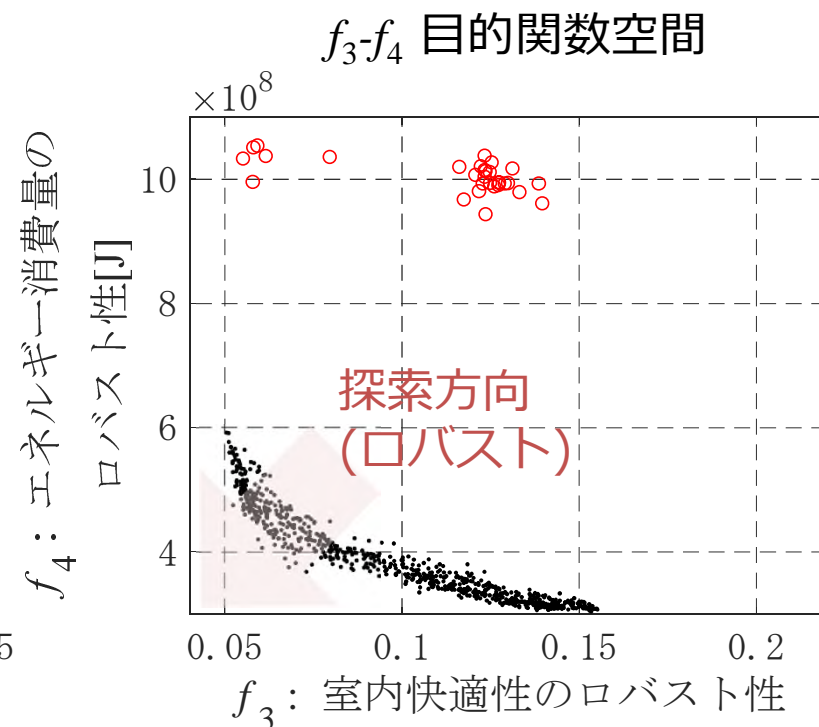
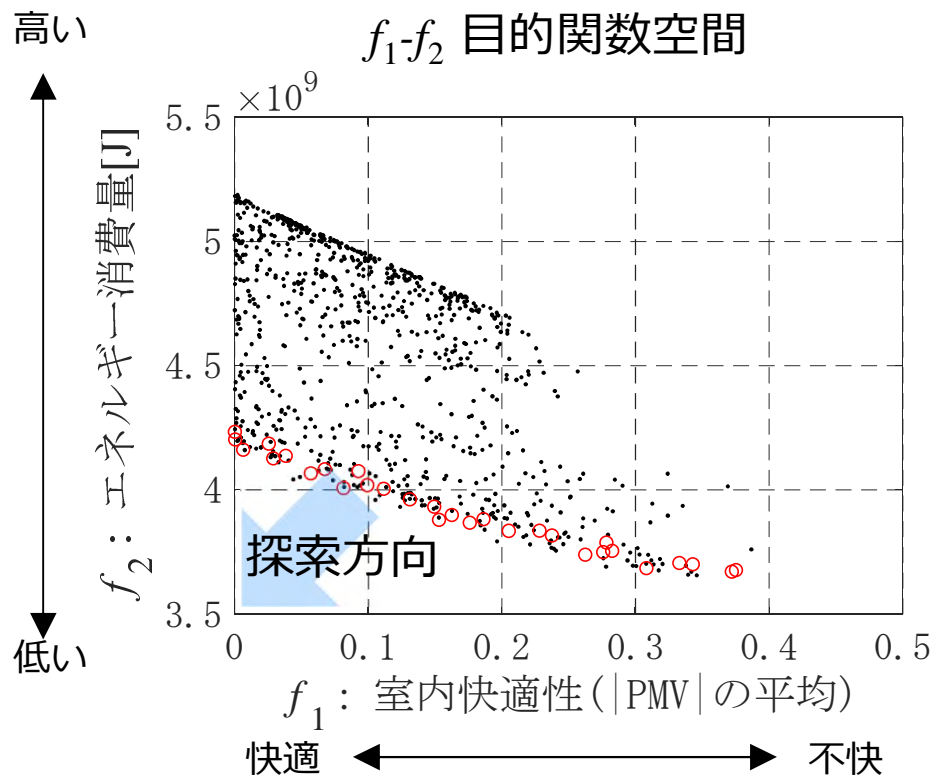


設計変数



数値実験結果(1) ロバスト性考慮有無の比較

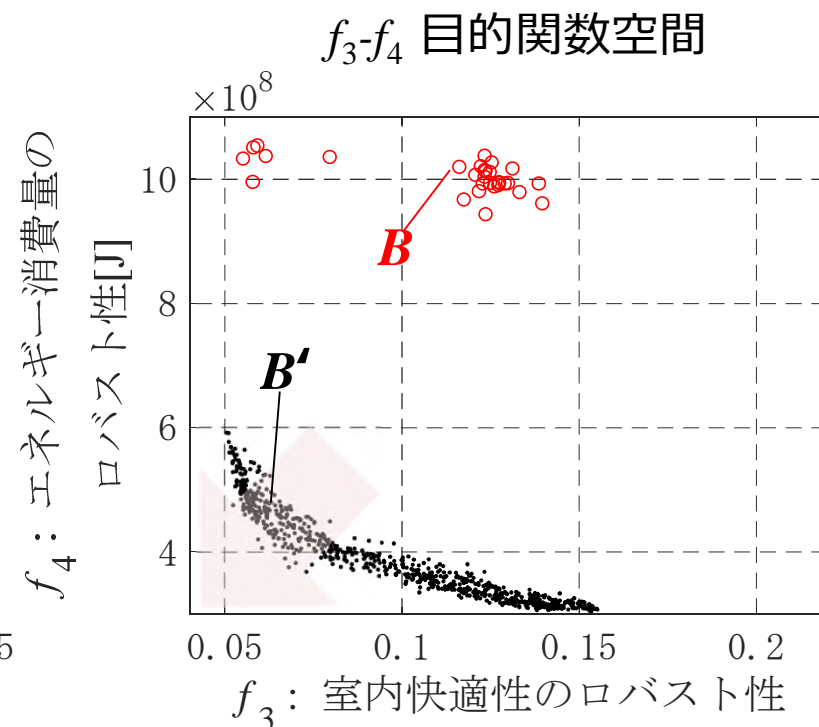
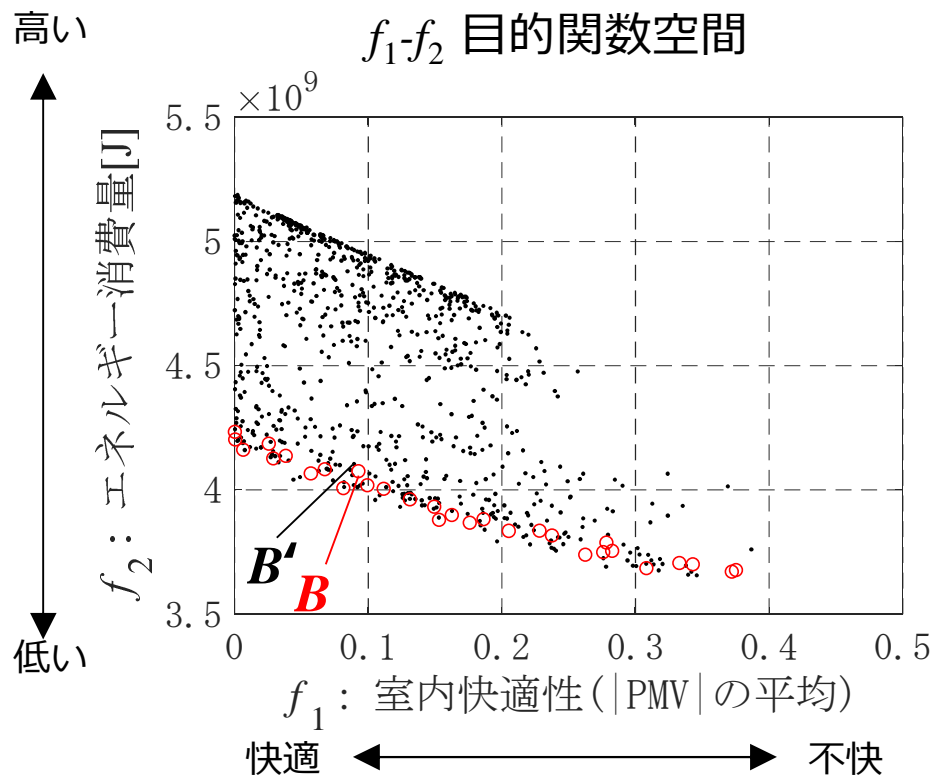
- 赤の2目的最適化のスケジュールは, f_1 - f_2 目的関数空間で良好な値
- 黒の4目的最適化の結果は, f_1 - f_2 目的関数空間で赤と同程度の解を含み, f_3 - f_4 目的関数空間では赤を支配する良好な値



- ・ ロバスト性を考慮した手法(4目的)
- ロバスト性を考慮しない(2目的)

数値実験結果(1) ロバスト性考慮有無の比較

- 赤の2目的最適化のスケジュールは, f_1 - f_2 目的関数空間で良好な値
- 黒の4目的最適化の結果は, f_1 - f_2 目的関数空間で赤と同程度の解を含み, f_3 - f_4 目的関数空間では赤を支配する良好な値



- ・ ロバスト性を考慮した手法(4目的)
- ロバスト性を考慮しない(2目的)

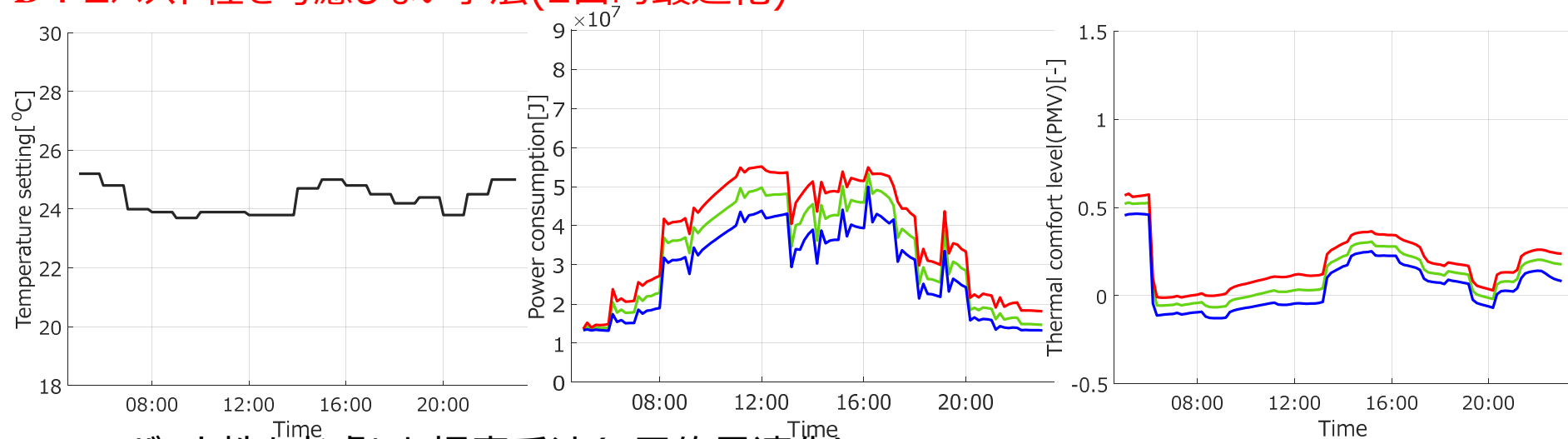
数値実験結果(1) ロバスト性考慮有無の比較

設定温度スケジュール

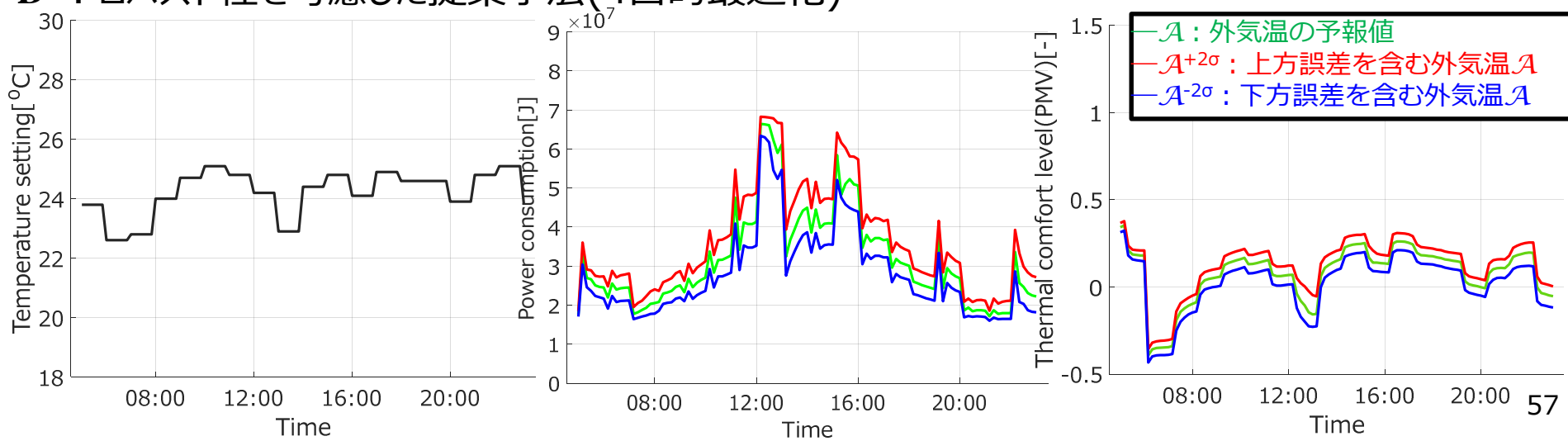
エネルギー消費量

室内快適性

B : ロバスト性を考慮しない手法(2目的最適化)



B' : ロバスト性を考慮した提案手法(4目的最適化)



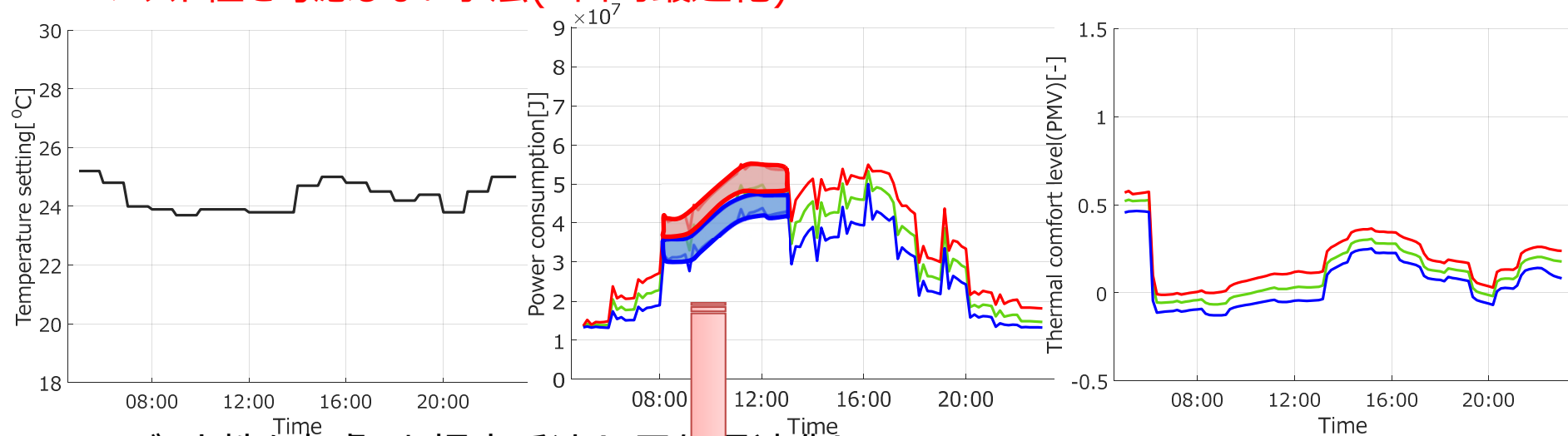
数値実験結果(1) ロバスト性考慮有無の比較

設定温度スケジュール

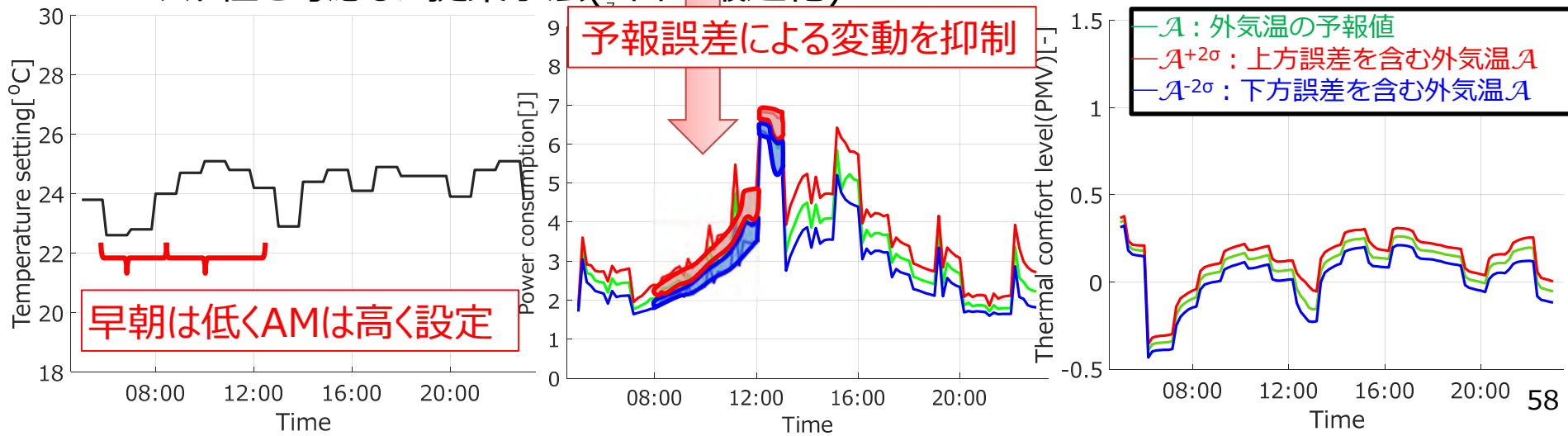
エネルギー消費量

室内快適性

B : ロバスト性を考慮しない手法(2目的最適化)



B' : ロバスト性を考慮した提案手法(4目的最適化)



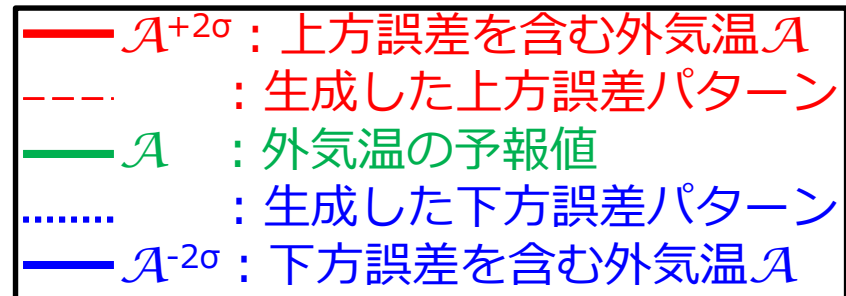
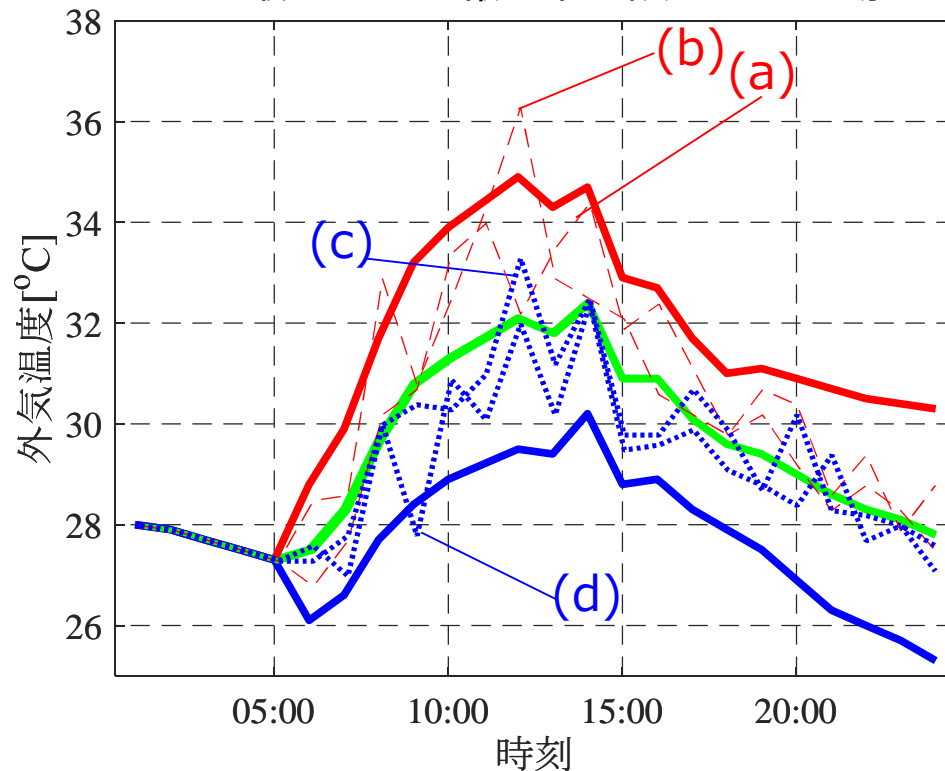
数値実験結果(2)他の予報誤差に対するロバスト性

高橋先生のご指摘

■ 獲得したスケジュールの, 様々な気温誤差に対するロバスト性を検証

■ 気温予報誤差を10パターン生成しロバスト性 f_3, f_4 を評価

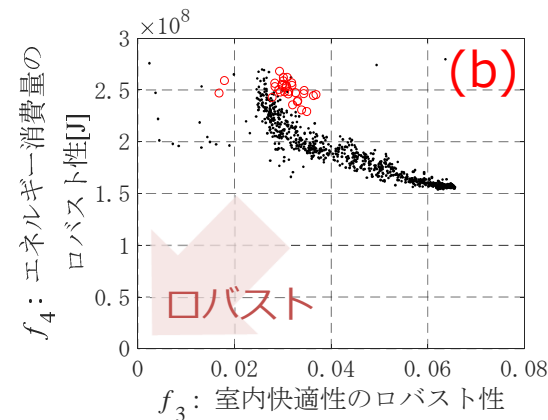
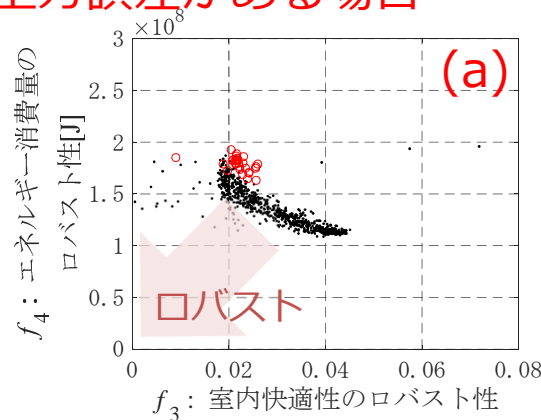
- 最高気温予報に上方誤差がある場合：5パターン
- 最高気温予報に下方誤差がある場合：5パターン



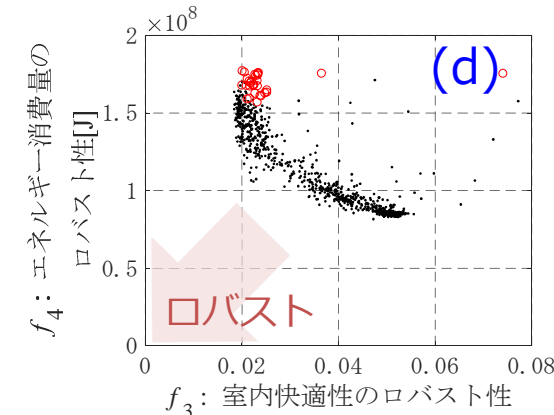
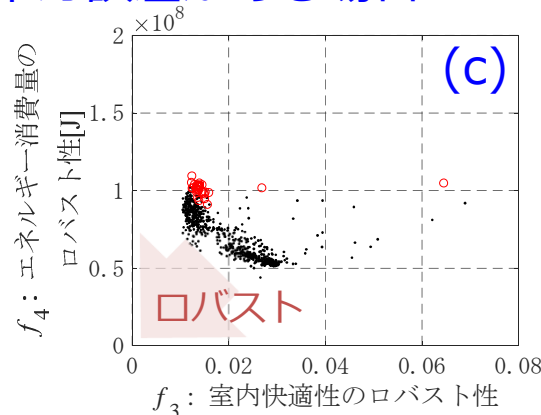
数値実験結果(2)他の予報誤差に対するロバスト性

高橋先生のご指摘

- 10パターンのうち4パターンを抜粋
- 黒の4目的最適化の結果は, f_3 - f_4 目的関数空間では赤を支配する
- 4目的最適化で得たスケジュールは様々な予報誤差パターンに対してもロバスト
上方誤差がある場合



下方誤差がある場合



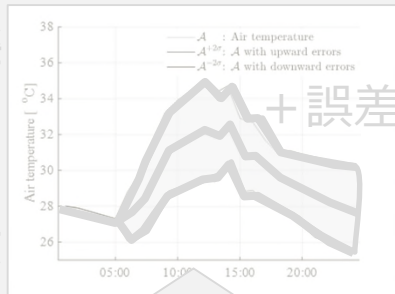
・ ロバスト性を考慮した手法(4目的) ○ ロバスト性を考慮しない(2目的)

本研究の全体像

5章 ロバスト最適化

予報誤差に対応

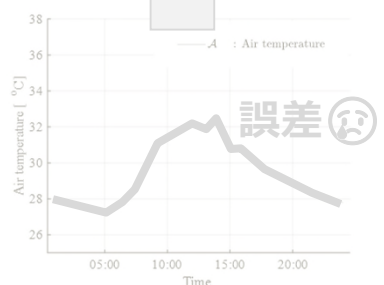
外気温予報



ロバスト性評価

課題B：
外気温予報誤差
の影響を受ける

外気温予報



6章 サロゲート最適化

最適化の高速化



最適化時間



LSTMによる代理評価

23H



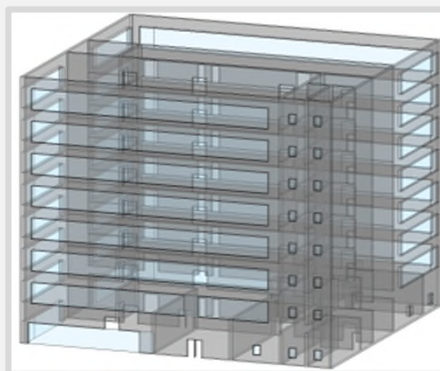
最適化時間

課題C：

最適化に時間がかかる
→精度の低い予報利用
→最適性も低くなる

4章 シミュレーション最適化

研究の対象：
オフィスビル



課題A：

大規模ビル空調最適化に
有効な多目的最適化手法
が不明

シミュレーション最適化の計算時間

- 最適化全体に1日弱の時間が必要
- 空調運用の1日以上前の精度の低い気象予報を利用
→最適性も低くなる

	シミュレーション最適化 (OMOPSO, 8並列の解評価)
1つの解の評価	37.3秒
最適化全体	23.4時間

- シミュレーションによる解評価を近似して高速化
→最適化全体の時間を短縮

本研究の位置付け

■ オフィスの空調設定最適化における発展的な課題

■ 従来の課題 [Tresidder+, '12]

- 変数の数が多いと性能が悪化
- 非線形関数は予測が困難



■ 提案法(6章) : NNによる近似

- 多変数データの近似が可能
- シミュレータ出力の時系列データを予測するため非線形な制約も予測可

		課題B : 外気温予報に対するロバスト性	
		未考慮	考慮
課題C : 計算の高速化	なし	[Pan+, '16] [Bingham+, '17]	[Zhang+, '14] 本研究 5章
	あり	[Tresidder+, '12] 本研究 6章	

サロゲート評価モデルを用いた検証

(1) サロゲート評価モデルによる最適化

- 最適化結果の妥当性の確認
- サロゲート評価モデルによる高速化効果の検証

(2) 改良OMOPSOによる最適化性能の評価

- HVとパレートフロント形状から解探索性能を検証
- 最適化結果の妥当性の確認

(3) サロゲートモデルを用いたロバスト最適化

- 最適化結果の妥当性の確認

サロゲート最適化

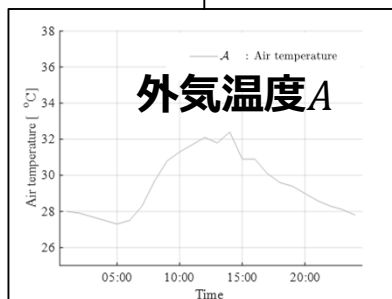
- 解, 目的関数, 最適化部は, シミュレーション最適化と同様
- 解評価部は, ビルシミュレータを代替するサロゲートモデルを使用
- 時系列データを取扱うためにLSTM [Gers+, '00]を採用

解評価部

**LSTM
(サロゲート
評価モデル)**

時系列データ

室内快適性 $PMV(x, A, t)$
エネルギー消費 $P(x, A, t)$



解

空調設定温度
スケジュール

目的関数

室内快適性 $f_1(x)$
エネルギー消費 $f_2(x)$

制約

室内快適性 $g_t(x)$

最適化部

開始

初期化

評価

終了?

選択

変異

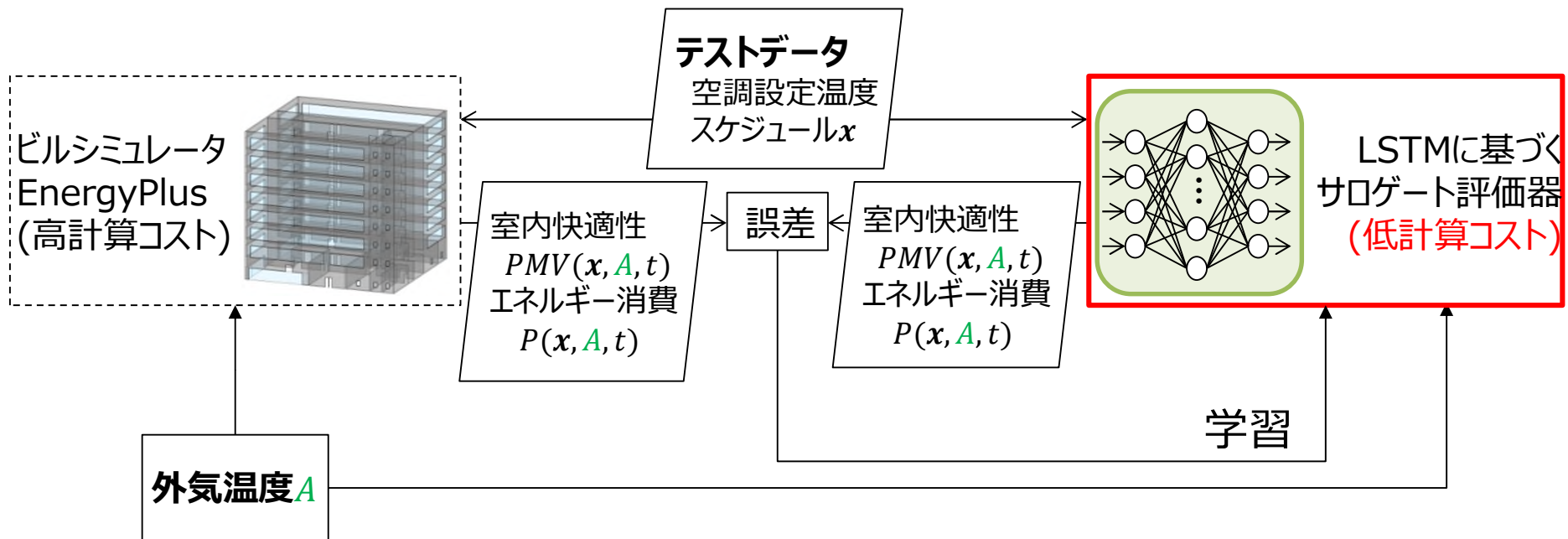
終了

非劣解アーカイブ
= 空調設定温度
スケジュール集合

サロゲート評価モデルの学習

- 設定温度スケジュール x をランダム生成
 - ビルシミュレータで教師データを作成
 - 夏季の7日分データを100個ずつ作成
- 8割をテストデータ, 2割を検証データに分割

学習のパラメータ	
ミニバッチサイズ	200
学習回数	2000
ユニット数	250
最適化手法	Adam
学習率 α	0.001
勾配減衰率 β_1, β_2	0.9, 0.999



数値実験(1) サロゲート最適化

■ アルゴリズム

- OMOPSO

■ 対象問題

- 空調設定スケジュール最適化問題
- 冷房条件(2006/8/21)

■ 問題設定

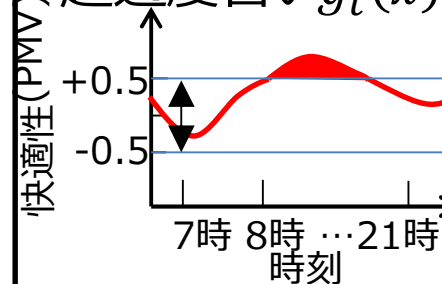
- 20変数
- 2目的
- 1制約
- サロゲートモデルでの評価

目的関数

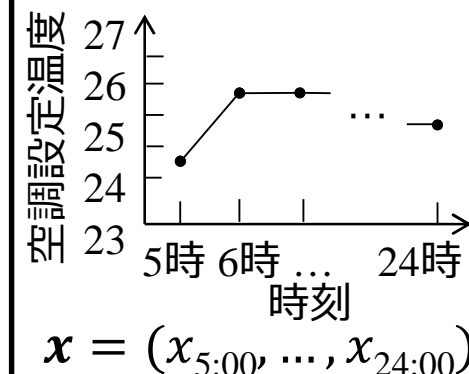
室内快適性 $f_1(x)$
エネルギー消費 $f_2(x)$

制約

快適範囲の
超過度合い $g_t(x)$



設計変数

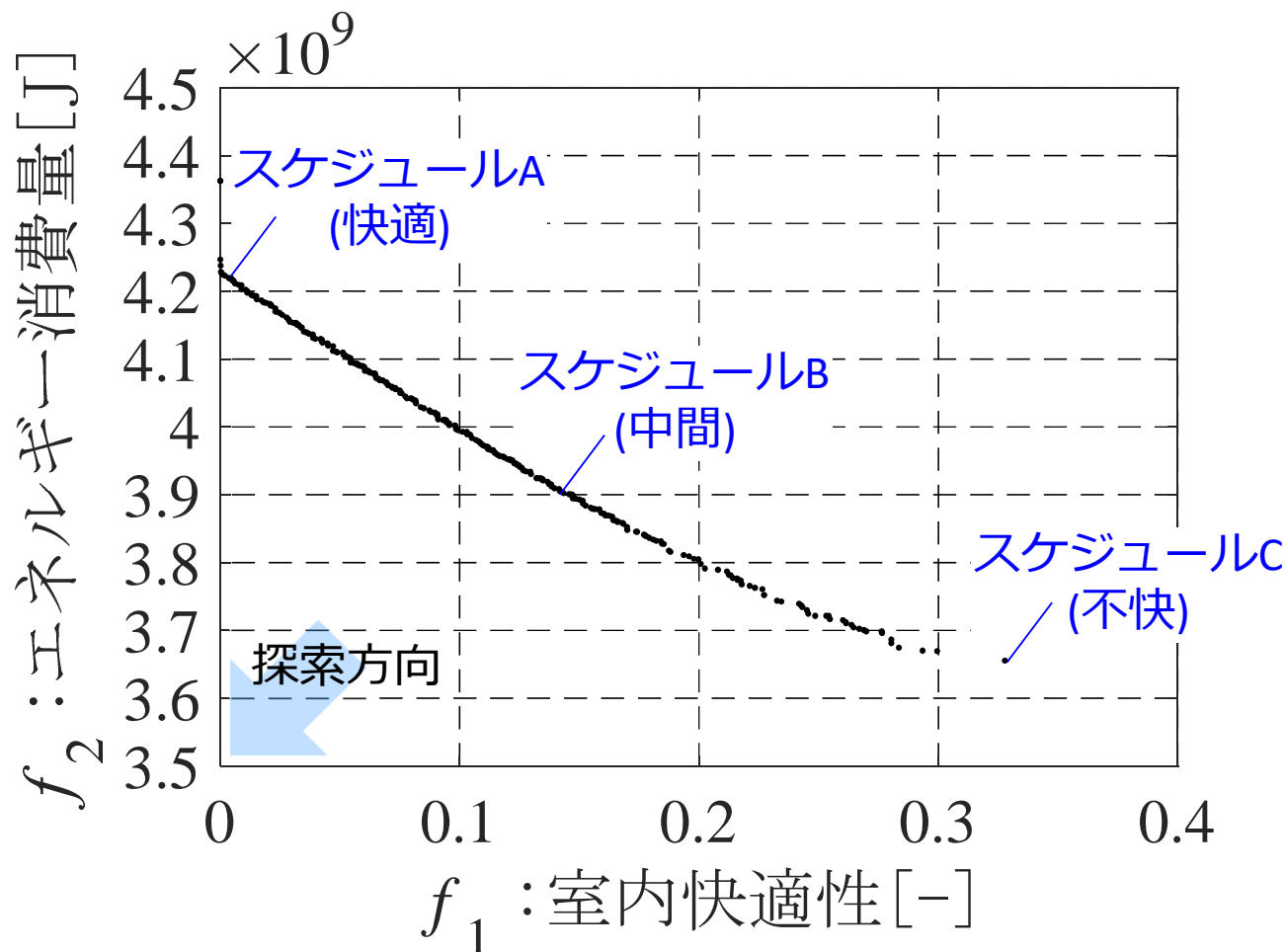


■ 評価

- 獲得したパレート解の分布
- 時系列データのシミュレータとの比較

数値実験結果(1) ～サロゲート最適化～

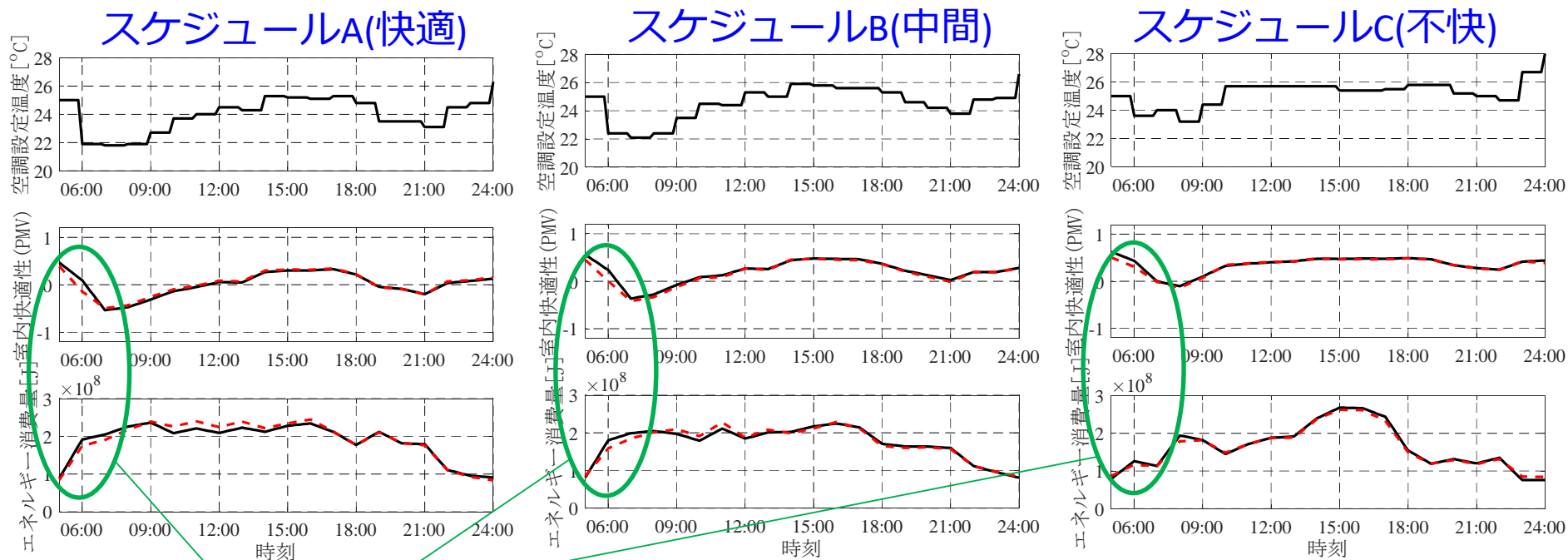
- サロゲート評価モデルに対してOMOPSOを用いた多目的最適化の結果
 - トレードオフを示すスケジュール集合を獲得



数値実験結果(1) ～サロゲート最適化～

■ 獲得したスケジュールの時系列データ

- サロゲート最適化のスケジュールはシミュレーション結果に類似
- 朝の時間帯のシミュレーションとLSTMによる値の誤差が大きい
→ 設定温度変化が特に大きい時間は誤差が大きくなる



誤差大

-- 提案 : LSTMによる予測
- 従来 : シミュレーションによる評価

数値実験結果(1) ～サロゲート最適化～

■ 最適化時間

- サロゲート最適化により，最適化時間を30分以内に短縮
- 運用開始直前の高精度な気象予報値が利用可能

	サロゲート無し (4章の方法)	サロゲート有り (6章の提案法)
1つの解の評価	37.3秒	0.120秒
最適化全体	23.4時間	29.6分

1/310

1/47

数値実験(2) ～OMOPSOの改良～

■ 比較対象アルゴリズム

- 提案手法：DOMOPSO
- 従来手法：OMOPSO, NSGA-II/-III, MOEA/D

■ 対象問題

- 空調設定スケジュール最適化問題
- 冷房条件(2006/8/21)

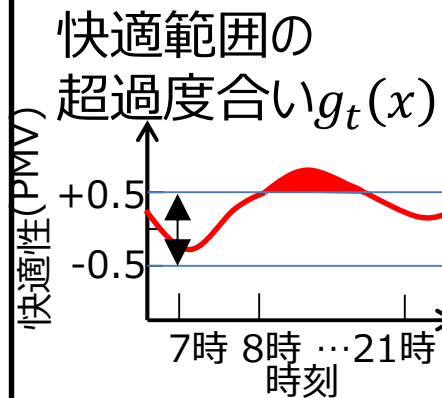
■ 問題設定

- 2目的
- 1制約
- 20変数
- サロゲートモデルでの評価

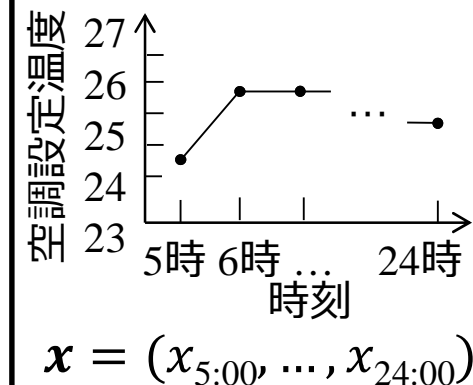
目的関数

室内快適性 $f_1(x)$
エネルギー消費 $f_2(x)$

制約



設計変数

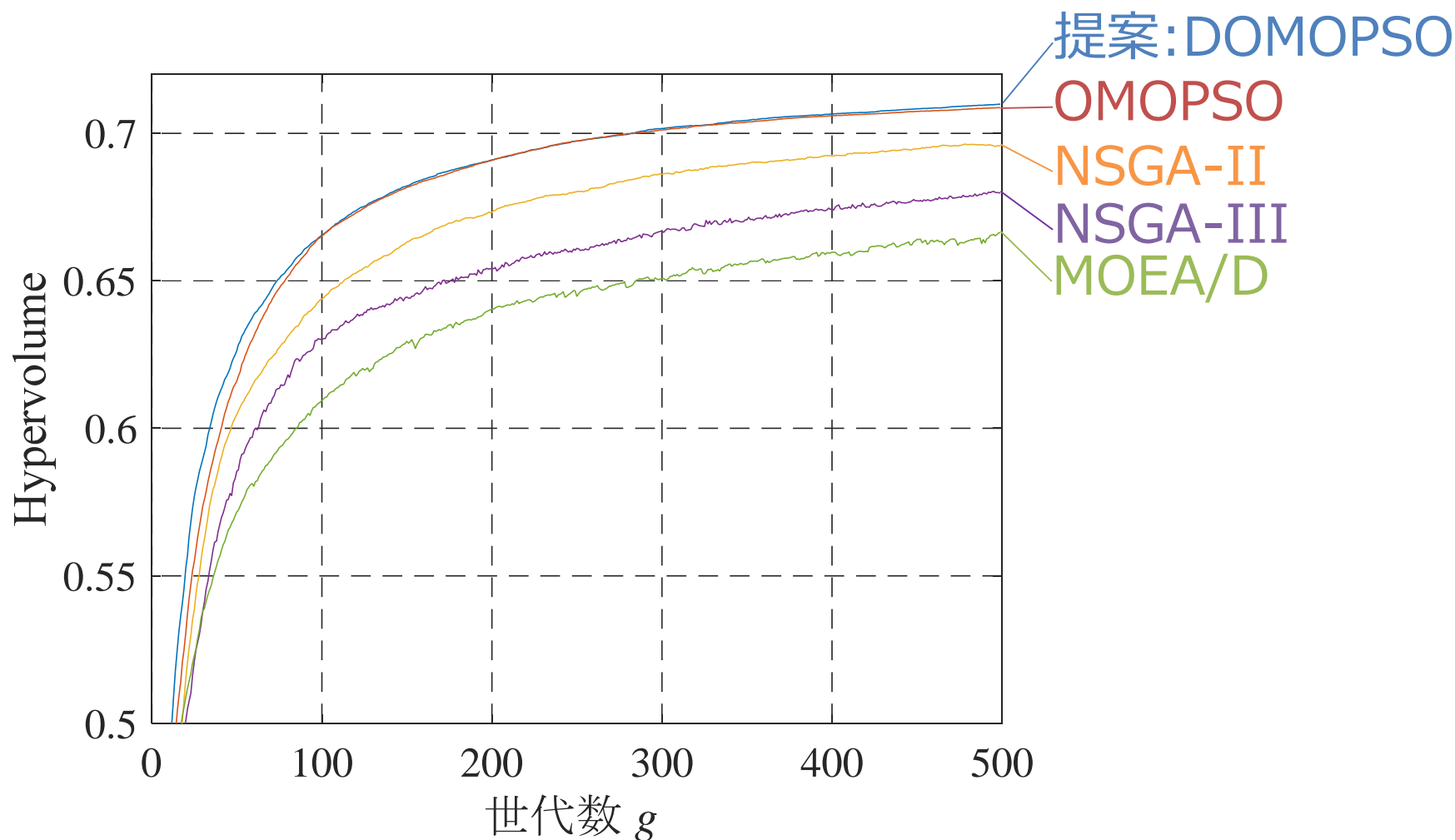


■ 評価尺度

- Hypervolume (HV)
(21試行の平均)

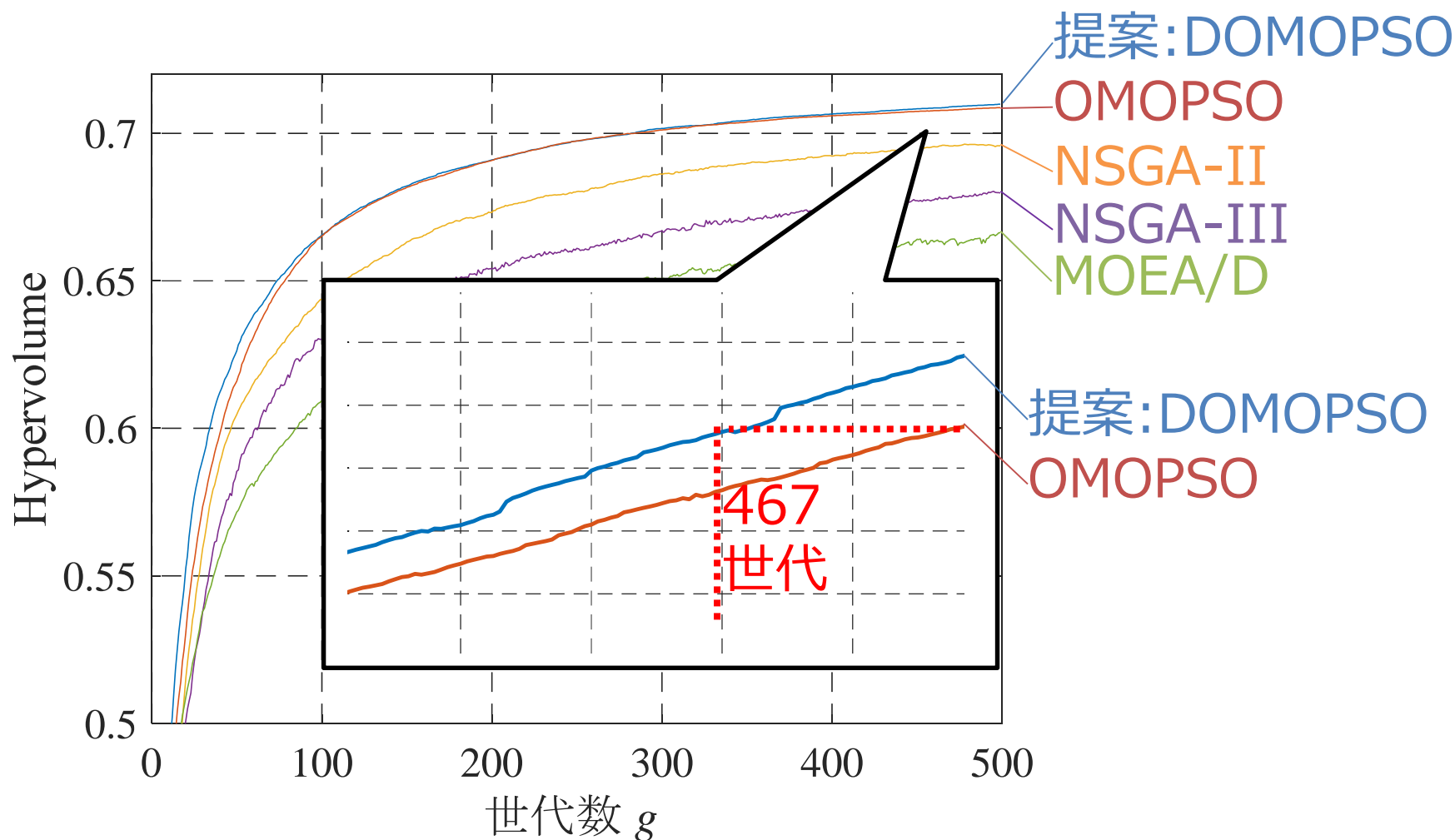
数値実験結果(2) ～OMOPSOの改良～

- 提案法(DOMOPSO)が最も良いHVを獲得
- OMOPSOの500世代のHVと同様の値を467世代で獲得
- →従来より**6.7%**探索時間を短縮可能



数値実験結果(2) ～OMOPSOの改良～

- 提案法(DOMOPSO)が最も良いHVを獲得
- OMOPSOの500世代のHVと同様の値を467世代で獲得
 - →従来より**6.7%**探索時間を短縮可能



サロゲートモデルを用いたロバスト最適化

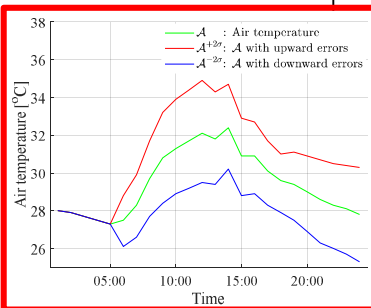
- サロゲートモデルは外気温と空調設定から時系列を算出
→ 外気温予報誤差がある場合の予測も可能
- サロゲートモデルを用いてロバスト性の目的関数 f_3-f_4 を計算し最適化

解評価部

**LSTM
(サロゲート
評価モデル)**

時系列データ

室内快適性 $PMV(x, A, t)$
エネルギー消費 $P(x, A, t)$



外気温度予報値 A
上方誤差を含む気温 $A^{+2\sigma}$
下方誤差を含む気温 $A^{-2\sigma}$

解

空調設定温度
スケジュール

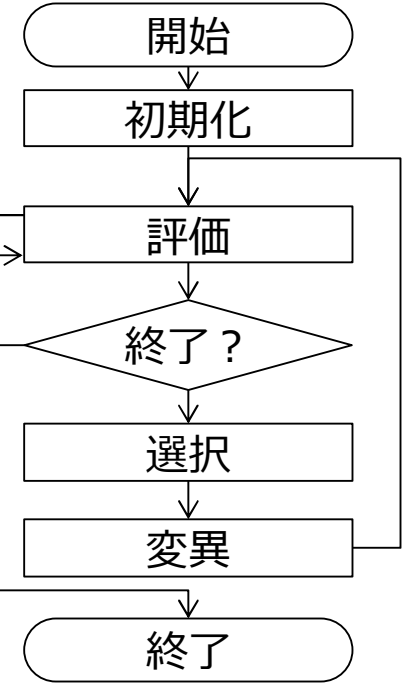
目的関数

室内快適性 $f_1(x)$
エネルギー消費 $f_2(x)$
快適性のロバスト性 $f_3(x)$
エネルギーのロバスト性 $f_4(x)$

制約

室内快適性 $g_t(x)$

最適化部



非劣解アーカイブ
= 空調設定温度
スケジュール集合

数値実験(3)～サロゲートロバスト最適化～

■ アルゴリズム

- OMOPSO
(2目的, ロバスト性考慮しない)
- OMOPSO
(4目的, ロバスト性考慮)

目的関数

室内快適性 $f_1(x)$
 エネルギー消費 $f_2(x)$
 快適性のロバスト性 $f_3(x)$
 エネルギーのロバスト性 $f_4(x)$

■ 対象問題

- 空調設定スケジュール最適化問題
- 冷房条件(2006/8/21)

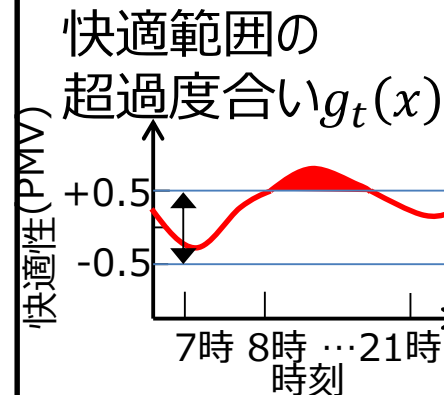
■ 問題設定

- 20変数
- 4目的
- 1制約
- サロゲートモデルでの評価

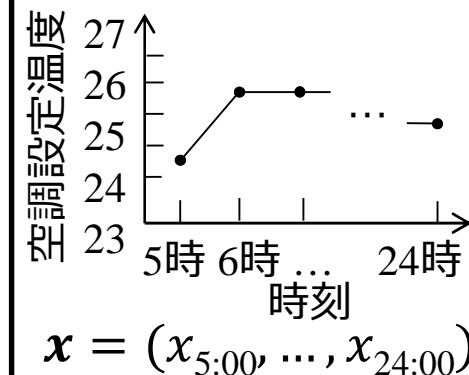
■ 評価

- 獲得したパレート解の分布
- 時系列データのシミュレータとの比較

制約

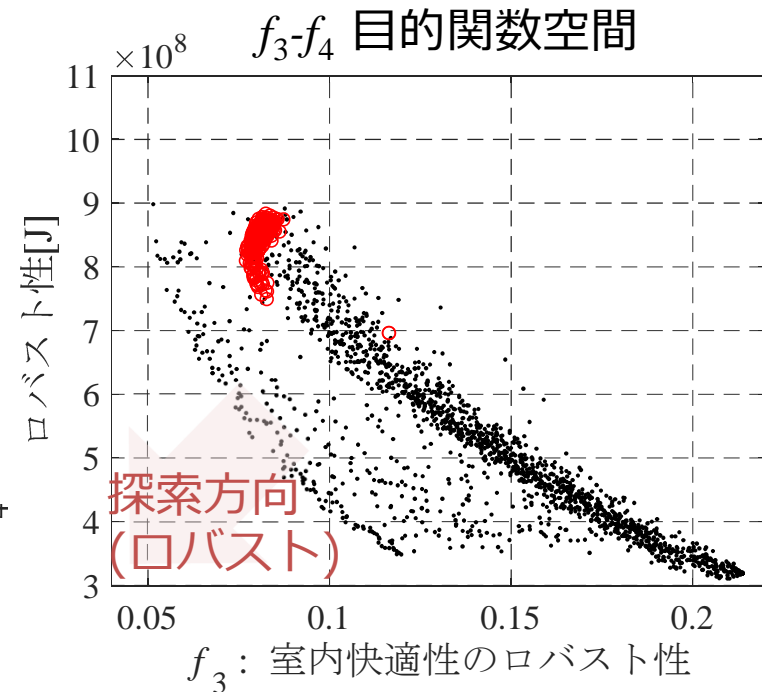
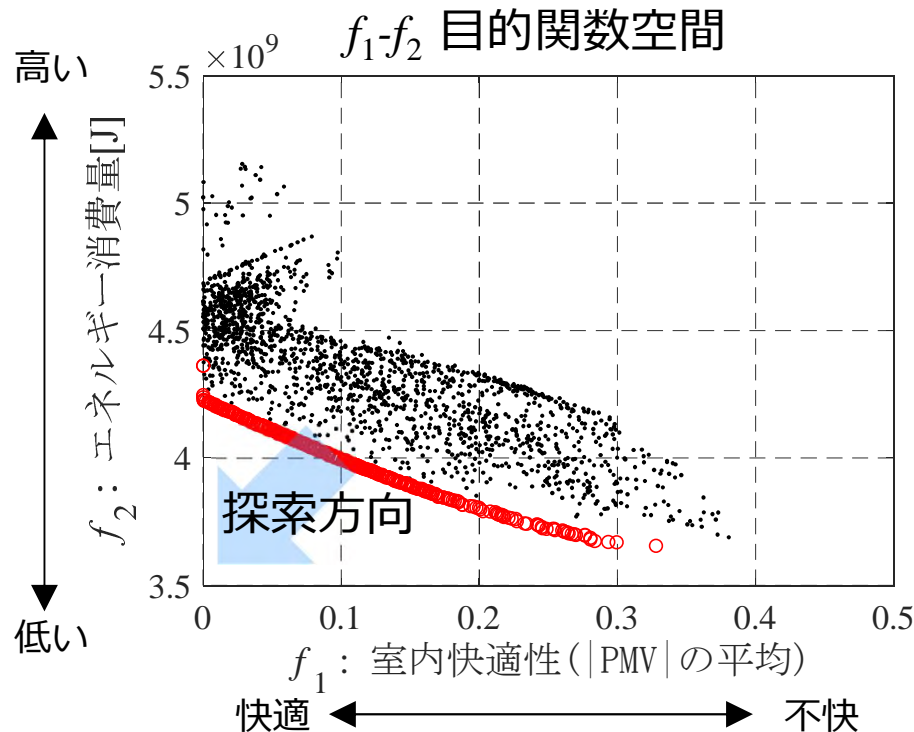


設計変数



数値実験(3)～サロゲートロバスト最適化～

- シミュレーションによるロバスト最適化と同様の傾向
 - 黒の4目的最適化の結果は, f_3 - f_4 目的関数空間では赤を支配
- サロゲート評価モデルを用いてもロバストな解を探索し意思決定者へ提示可能



- ・ ロバスト性を考慮した手法(4目的)
- ロバスト性を考慮しない(2目的)

結論

- オフィスビルにおける空調設定スケジュールを多目的最適化する方法論を提案

- シミュレーション最適化

- (1)適した多目的進化計算手法：OMOPSO
- (2)OMOPSOアルゴリズムの各構成要素が最適化に貢献
- (3)リーダー選択を改良したDOMOPSOが性能向上

- ロバスト最適化

- 予報誤差の影響を目的関数に加えることで，気象変動にロバストな空調設定スケジュールを獲得可能

- サロゲート最適化

- (1)サロゲート評価器による最適化結果を検証
シミュレーションと同様の解集合を30分で獲得
- (2)改良したDOMOPSOはサロゲート評価器でも探索性能向上
- (3)サロゲート評価器でもロバストなスケジュールを獲得

今後の課題と展望

■ 短期的な課題

■ 異なるビルモデルにおける検証 高玉先生, 大須賀先生のご指摘

- 冬期(暖房)条件のビルモデルでの性能検証
- オフィス以外(病院, 学校等)のビルへの適用

■ 目的関数を削減した場合との比較検証

- 他の単一目的最適化手法
- ロバスト最適化への ϵ 制約法の適用

■ サロゲートモデルの検証

- LSTMの学習方法改善による精度向上
- 他のサロゲートモデル(NN, SVR等)との比較

■ 最適化アルゴリズムの性能検証と改善 高橋先生のご指摘

- 他の最適化問題における改良OMOPSO(DOMOPSO)の性能検証
- パーソナルベストの取扱いの改善
- 適応的なパラメータ調整の仕組みの検討

今後の課題と展望

■ 長期的な展望

■ 問題の拡張 高玉先生のご指摘


- 温度以外の設定の考慮(風量, ON/OFF, 冷温水温度設定など)
- 空調以外の設備の対応(照明, 換気, 給湯, 昇降機など)

■ ロバスト性向上と動的最適化の検討 高玉先生・庄野先生のご指摘

- 気温以外の予報誤差(湿度, 日射等)や部屋使用率変動への対応
- リアルタイム制御に対応するための最適化の高速化

■ 意思決定手法の検討

- 自己組織化マップ(SOM)等による解分類・表示法
- 並行座標プロットを使った対話型意思決定法



ご清聴ありがとうございました