

東京都立大 安田先生向け

共同研究の2021年度成果報告と 来年度のご相談について

熊谷 渉、鎌田 健一、福沢 充孝

YHQ MK本部 イノベーションセンター

プロジェクトデザイン部 O&MデザインGr.

2022年3月25日

今回のお打合せの目的と概要

- 2021年度の共同研究の成果についてご報告する。
- 成果と課題を踏まえ、来年度も共同研究の継続を希望しており、ご依頼させていただきたい。
- 来年度の内容と計画をご相談し、来年度の継続について内諾をいただきたい。

■混合整数・有制約大域的最適化アルゴリズムの開発

■目的

- 混合整数・非凸な有制約と高次元などの複雑な条件を有する最適化問題を想定し、必要とされる要素技術の試行／課題分析を行うと同時に、該当問題を解くアルゴリズムを開発すること

■内容

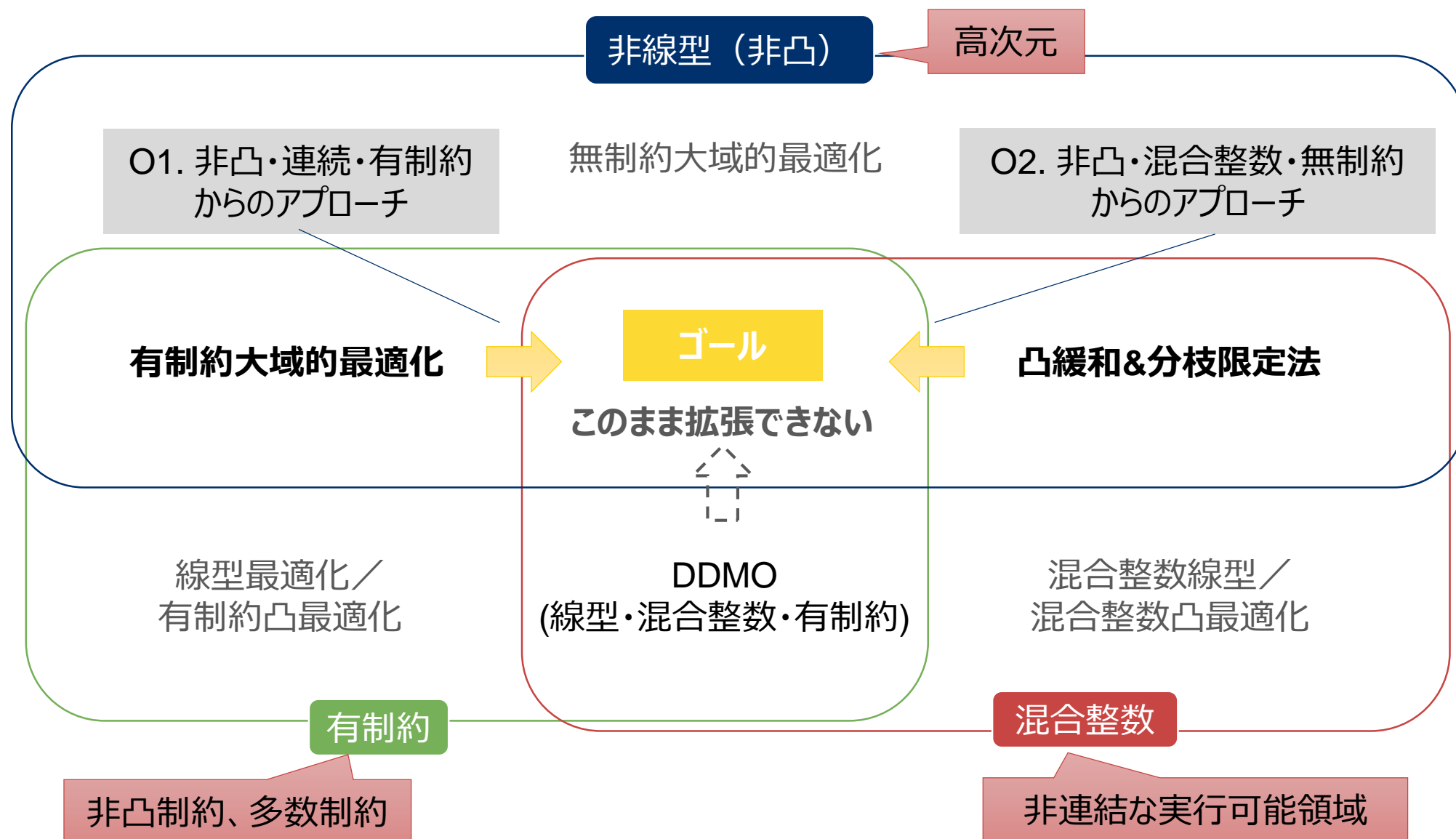
- 該当問題に対して基礎となるアルゴリズムの調査・実験
- 基礎技術を組合わせたアルゴリズム開発
- ベンチマーク問題、あるいは実問題による評価

- 昨年開発したアルゴリズムについて追加検証を実施し、開発目標に未到達であることと、次の課題を明らかにした。
- 問題定式化テクニックを確立し、真に必要な問題規模を見積もり直し、より現実的な開発目標に修正した。
- アルゴリズム検討と検証を進め、一部成果を外部発表した。

2021年度 共同研究実績

大項目	小項目	1Q	2Q	3Q	4Q
分枝限定法	アルゴリズム検証	熊谷 →			
	アルゴリズム開発		電気学会 C部門大会発表 ▽ 安田さん	SICE SSI発表 ▽	電気学会レター掲載 ▽
制約対処法	アルゴリズム検証	熊谷 →	2020年度開発版を検証		
	アルゴリズム開発	熊谷 →			
問題定式化	制約除去テクニック	熊谷 →	上期成果報告 ▽	熊谷	
	問題規模見積もり				佐藤さん →
近傍生成法	アルゴリズム開発				佐藤さん →

1. 今年度の成果 > 1.1 アルゴリズム性能評価 アプローチ



01. 有制約大域的最適化の性能評価

開発目標よりも少ない問題規模で適用した結果、現在の技術では目標時間を大きく超えることを確認。

アルゴリズムの構成 ※2

メタヒューリスティクス

(Genetic Algorithm)

制約対処法

(多目的アプローチ)

適応的スカラ化

実験結果（抜粋） ※1

条件	変数	制約数	計算時間
No.1	1,000	2,000	5分
No.2	1,000	3,000	8分
No.3	5,000	10,000	40分
No.4	5,000	15,000	78分
開発目標 (従来)	10,000	20,000	15分

目標時間を大きく超える

※1 目的関数・制約関数は全て線型で統一、社内デスクトップPCで実施

※2 2020年度共同研究で開発したアルゴリズムを使用（2021年度開発版では未検証）

02. 凸緩和&分枝限定法の性能評価

■ 応用上、致命的な欠点があるため、02は本テーマの課題解決には見込がないと判断した。

- 凸緩和は自動実行するが、近似精度が大きく悪化する場合もある ※NTTデータ数理システムにヒアリング
- 離散変数分だけ、そのまま計算量に強く反映される上に、中間変数の導入によって、高次元となりやすい
- 実際のアルゴリズムをベンチマーク問題で評価し、100次元で計算時間が15分を大きく超えることを確認

実験結果（抜粋）※1

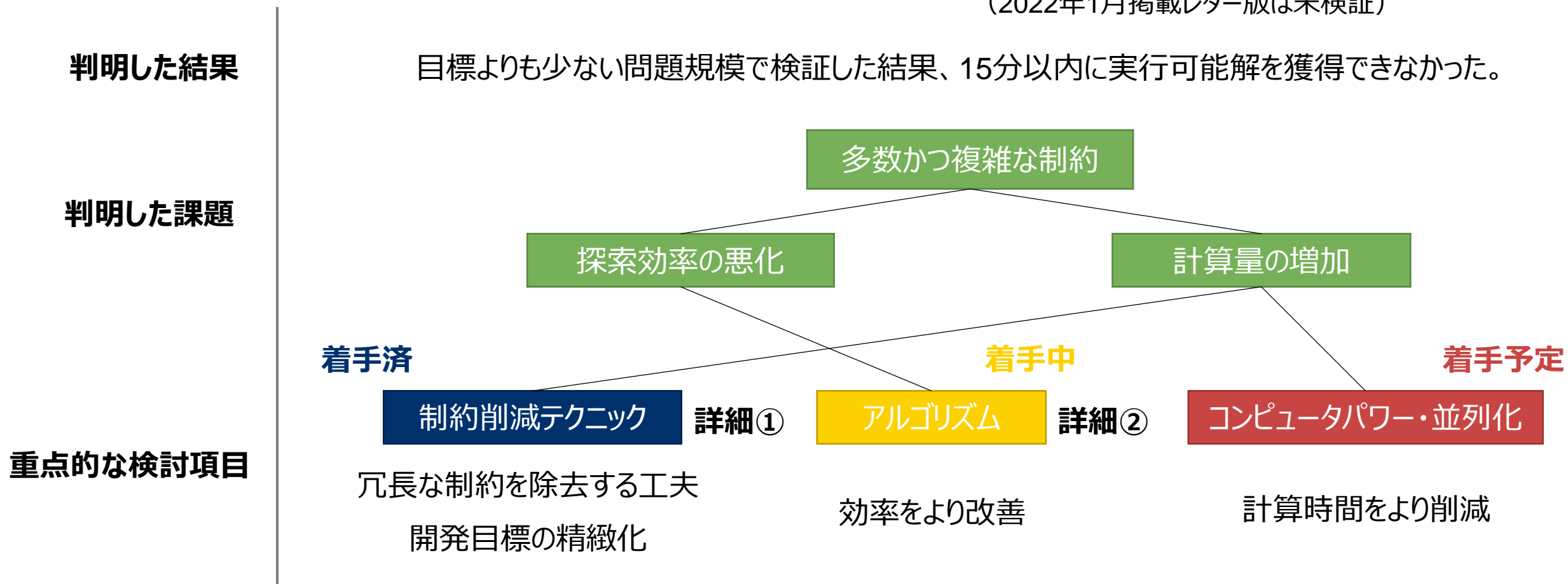
条件	変数の個数			制約数	計算時間
	連続	バイナリ	合計		
No.1	50	0	50	100	1秒
No.2	25	25	50	50	7秒
No.3	100	0	100	200	80秒
No.4	50	50	100	100	60分
開発目標 (従来)	8,000	2,000	10,000	20,000	15分

目標時間を大きく超える

※1 非線型の目的関数・線型の制約で統一、社内ノートPCで実施、MSI Numerical Optimizer/Globalソルバを利用

最適化アルゴリズム*の性能をベンチマークで評価し、下記項目について着手済／着手中／着手予定。

※2020年度共同研究を通じて、安田君が開発したアルゴリズム
(2022年1月掲載レター版は未検証)



■冗長な変数・制約を除去する工夫を、問題定式化のテクニックとして確立した。

- ・従来（DDMO）の定式化方式では、実装の都合上、冗長な変数・制約を含んでいた
- ・アルゴリズム以外の定式化部分で工夫した

■実プラントに適用したところ、標準制約の中で個数が支配的な制約を中心に、大きく削減する効果を確認した。

- ・標準制約の中では、非負制約＋上下限制約、実績固定制約、設備特性制約が支配的

冗長制約・変数除去ルール

方法	除去タイプ	具体的な対象	内容
A	冗長制約の除去	連続変数 全種類・全ステップ	下限制約と非負制約は片方除去
B	冗長制約の除去	連続変数 一部	実績固定される変数の上下限制約は除去
C	冗長制約の除去	連続変数・バイナリ変数一部	実績固定制約を除去
D	冗長変数の除去	連続変数・バイナリ変数一部	実績固定される変数を除去
E	冗長違反量の除去	非負制約＋上下限制約、変動幅制約	挟み撃ち形式の制約に対応する違反量は、片側の違反量のみを採用

■ 真に必要な問題規模を詳細に見積もり直した結果、より現実的な開発目標となった。



- Feasibility Studyで経験した実プラント（BTG、下水、紙パなど）に適用
- その中で最も大規模なモデル（回収工程）の問題規模を参考に開発目標を定めた

定式化方式	製紙工場 蒸解工程		製紙工場 回収工程	
	変数	制約数	変数	制約数
従来（DDMO）方式	9,000	7,000	10,000	20,000
削減テクニック適用	1,200	4,700	2,500	8,300
削減率	86.7%	32.9%	75.0%	58.5%

従来の目標規模

真の目標規模

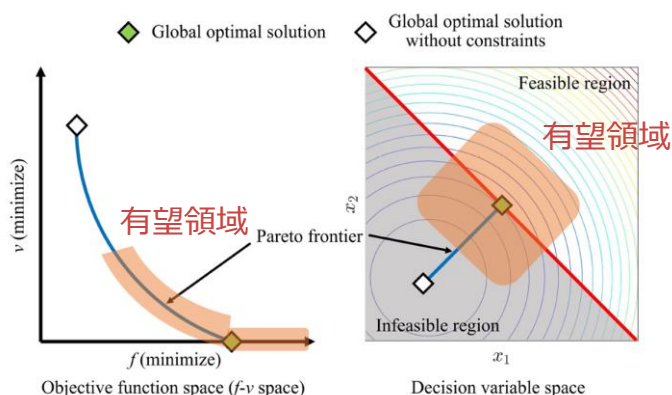
■ 制約対処法と近傍生成法について、別々に改良・検証を進めた。

	制約対処法	近傍生成法
FY2020版	適応的スカラ化 (2020年版)	Genetic Algorithm
	 安田さん検討	 佐藤さん検討
FY2021成果	適応的スカラ化 (2021年版) 500次元・非凸制約で、 他の制約対処法よりも改善することを確認	Differential Evolutionの改良 一部の有制約ベンチマークで、 GA／DEよりも改善することを確認

1. 今年度の成果 > 1.3 アルゴリズム検討 制約対処法の進捗：新たな重み調整則

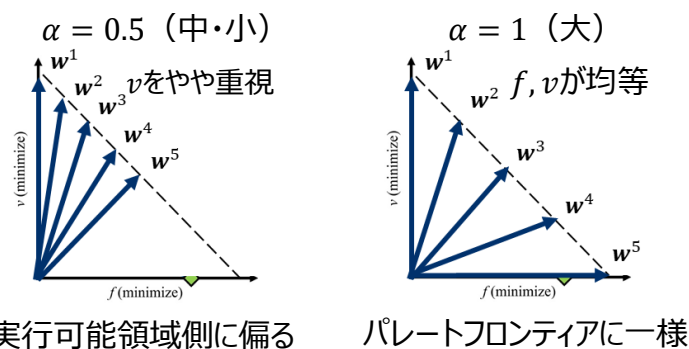
■ 有制約における探索戦略に基づき、MOEA/Dの重み調整則を考案。

有制約最適化の多目的化



パラメータ α による重み調整

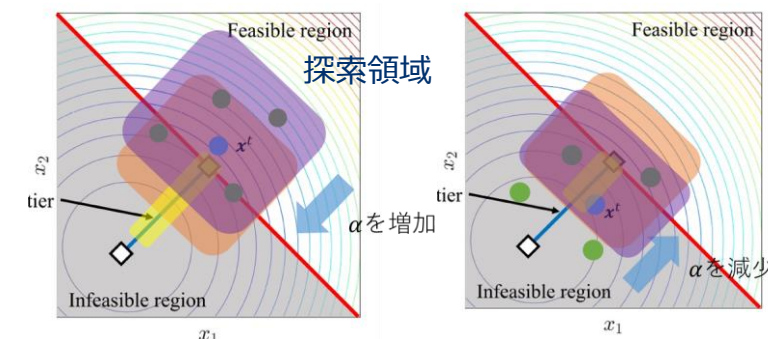
探索の偏りを調整可能



適切な α は問題によって異なる

重みの調整戦略

探索領域が有望領域を常に覆うように α を増減させる



α の調整則

探索状況判断し、自律適応的に α を調整

α を減少； $x^s(k)$ が非劣解かつ $x^t(k)$ が違反解
 α を増加；otherwise

$x^s(k), x^t(k)$ ：探索点

- 非劣性の判定：パレートフロンティアへの収束状況
- 可能性の判定：可能領域／違反領域の偏り状況

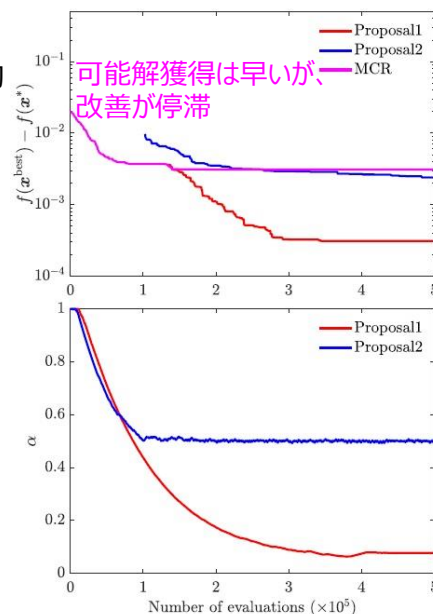
1. 今年度の成果 > 1.3 アルゴリズム検討 制約対処法の進捗：性能検証

■ 実行可能領域への収束性能と大域的探索性能の両面で優れていることを確認。

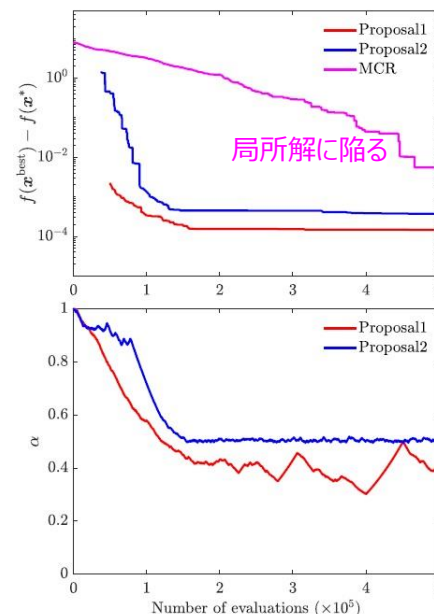
比較手法	分類	可能領域への収束性能	大域的探索性能
MCR	ランキングベース	○	△
IDEA	多目的（パレートランキング）	△	○
提案手法	多目的（スカラ化）	○	○

探索性能の比較

Prob.2 :
指数関数制約
100次元



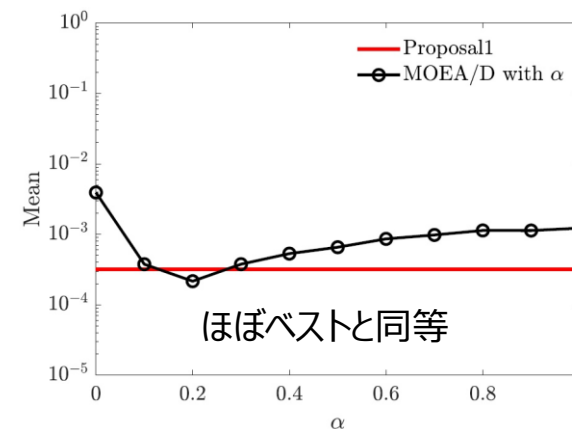
Prob.4 :
非凸制約
100次元



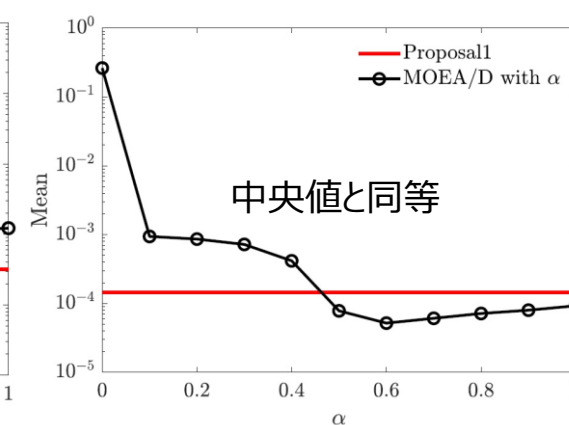
α 調整能力

問題に応じて、適切に α を調整できていることを確認

α 固定版との性能比較 (100次元)



Prob.2 : 指数関数制約



Prob.4 : 非凸制約

※IDEAは50次元以上では、多くの条件で可能解が得られなかった

■DEがGAよりも期待できることを確認した。

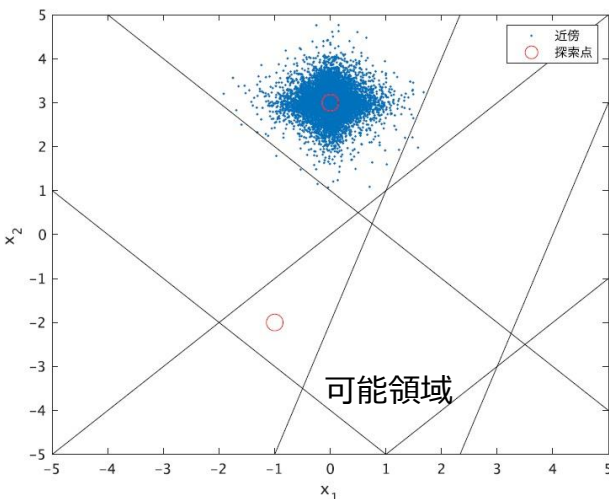
差分ベクトルによって、有制約における探索効率の改善が期待

近傍の様子

有望領域に対する探索の促進を示唆

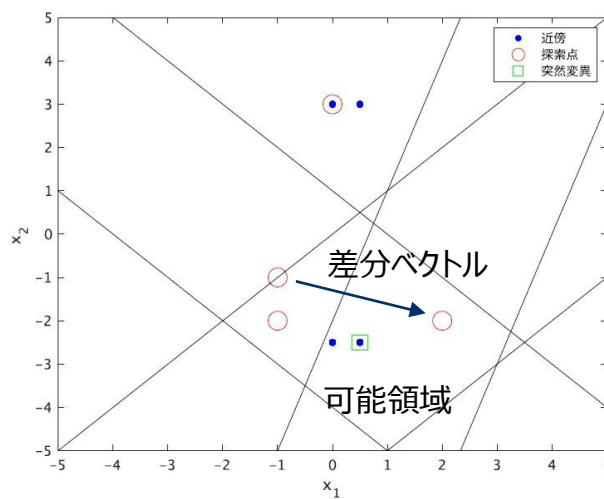
GA(SBX)

多点情報の活用度合：低
近傍は探索点付近



DE

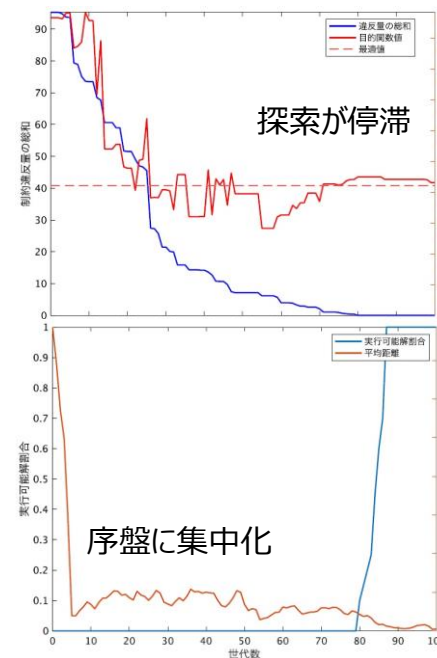
多点情報の活用度合：高
近傍は探索点間の情報を活用



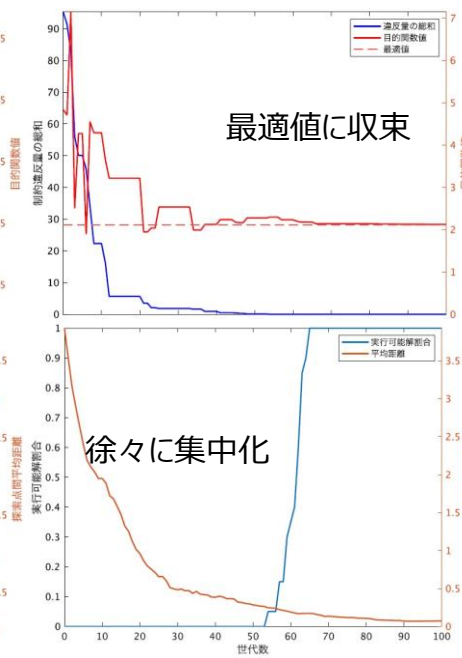
探索挙動の解析

差分ベクトルの有効性を確認

GA(SBX)



DE



赤：目的関数値

青：違反量

橙：探索点間距離

青：可能解割合

10次元

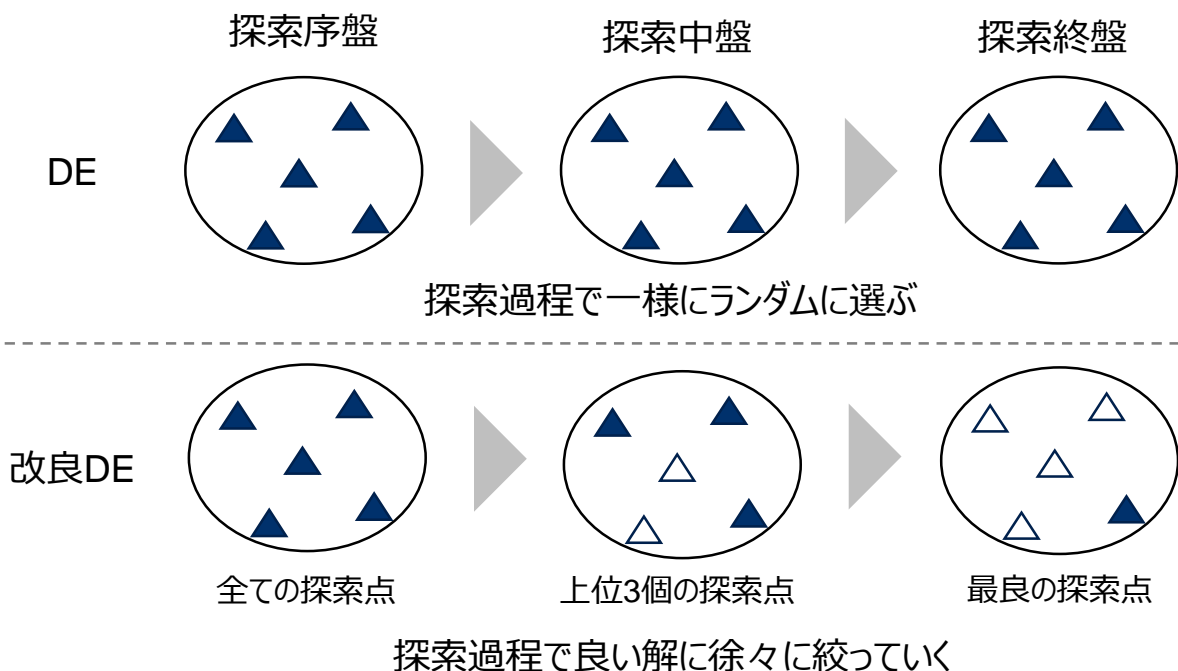
(制約条件：二つの球の重複部分を可能領域とする)

■DEの改良を検討し、探索性能の改善を確認した。

多様化・集中化の調整能力を付加し、さらに性能改善を期待

改良のアイデア

参照する探索点の選択範囲を、適合度と探索経過に応じて限定



※適合度はMCRに基づき、探索点群内のトータルランクから決定

探索性能の比較

多様化・集中化の調整能力による性能向上を確認

次元数	項目	GA	DE	改良DE
10	MF	0.107	0.024	0.016
	MV	0.03	0.00	0.00
	MG	80%	50%	46%
50	MF	0.087	0.027	0.021
	MV	0.00	0.39	0.00
	MG	51%	41%	38%

MF：探索終了時の（目的関数値－最適値）の試行平均

MV：探索終了時の違反量の試行平均

MG：探索過程において可能解を得たタイミングの試行平均（100%なら探索終了時）

■今年度の成果を電気学会へ投稿したり、学会発表で高い評価を得た。

学会発表	
1	安田・熊谷・田村・安田：「有制約最適化問題のためのMOEA/Dに基づく制約対処法のパラメータ解析」、2021年 電気学会 C部門大会、GS12-5、pp.1226-1231（2021.9.17）
2	安田・熊谷・田村・安田：「適応的重み調整を用いたMOEA/Dによる有制約最適化」、SICE システム・情報部門 学術講演会2021、GS5-2-1、pp.252-257（2021.11.22） ➤ SSI優秀論文賞 & SSI研究奨励賞を授賞

論文投稿	
1	安田・熊谷・田村・安田：「MOEA/Dの有制約最適化への拡張と適応的重み調整に関する基礎検討」、電気学会 C部門誌、Vol.142、No.1、pp.108-109（2022.1.1）

※3月中に、下記のフルペーパーを投稿した

安田・熊谷・田村・安田：「有制約最適化のための制約条件の目的関数化と適応的重み調整を用いたMOEA/D」、電気学会 C部門誌（2022）

■ 成果まとめ

- 追加検証によって、計算時間と探索性能について目標との差を具体的に明らかにした後、定式化テクニック確立とアルゴリズム改良を進め、改善を図った

■ 課題

- ①：アルゴリズム・並列化の工夫によって、全体性能の底上げを加速する
- ②：制約対処と近傍生成を組み合わせたアルゴリズムの性能評価を実施する
 - プラントスケジューリング問題における性能評価を可能にする

課題②

制約削減テクニック

アルゴリズム

コンピュータパワー・並列化

課題①

制約対処法の課題

■制約対処法では、下記の課題が挙げられる。

違反量の正規化方法

複数制約では目的関数／制約関数間のスケール差の影響を強く受けると予想されるが、未検証

- 正規化無 (proposal 1)

$$v(x) = \sum_{j=1}^K \Omega_j(x)$$

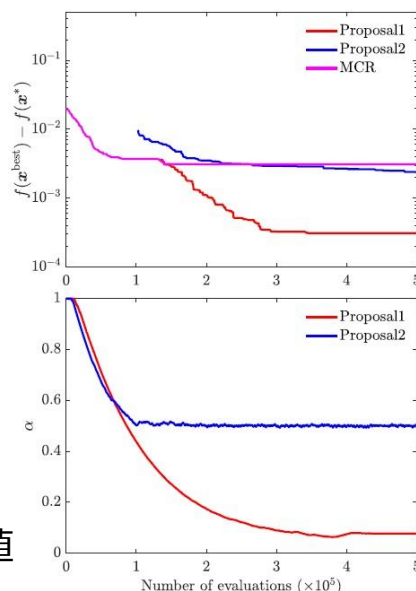
- 正規化有 (proposal 2)

$$v(x) = \sum_{j=1}^K \frac{\Omega_j(x) - \Omega_{\min}}{\Omega_{\max} - \Omega_{\min}}$$

$\Omega_j(x)$: 制約関数 $g_j(x)$ の違反量

$\Omega_{\min, \max}$: 探索点群内の最小値／最大値

単一制約でも正規化の有無で探索挙動に影響を与えた



大域的探索性能のスタンスや検証

- 大域的探索性能に対する評価方法

フルペーパーでは、可能領域への収束性能と分離していたが、独立に評価しているかは課題

- 大域的探索性能に対するスタンス

適合度や解の選択方法の変更だけでは、大域的探索性能の更なる改善は期待できない (近傍生成の必要性)

- 有制約最適化における探索戦略の実現度合い

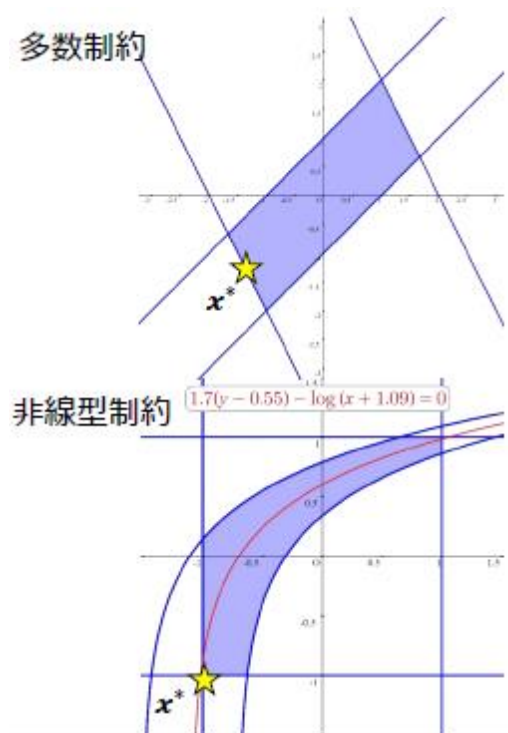
フルペーパーでは、探索状態を解の非劣性と実行可能性だけで判定していたが、探索戦略を十分に実現できるかは未検証

近傍生成法の課題

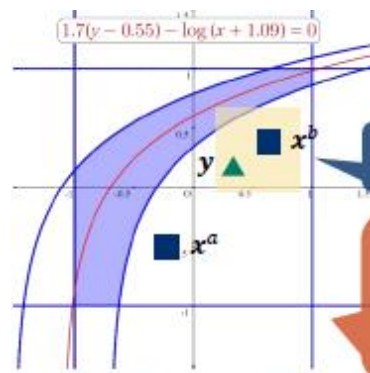
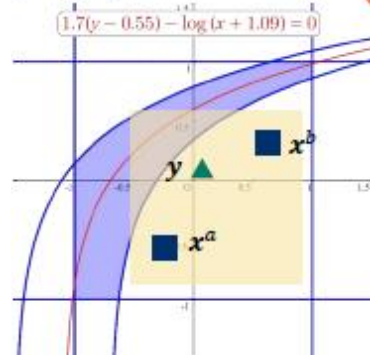
■ 近傍生成法では、下記の課題が挙げられる。

近傍と制約の関係性の詳細調査

複雑な制約に対して、どんな近傍が有効かを明確にする



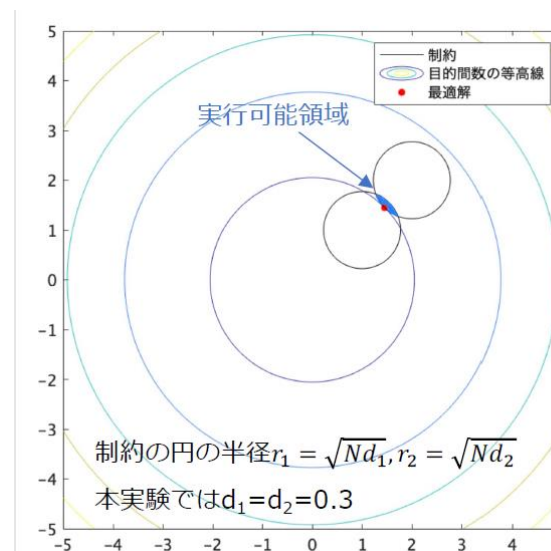
SBX

BLX- α 

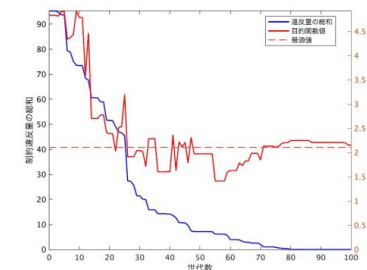
様々な検証

少ない条件・手法の検証に留まっている

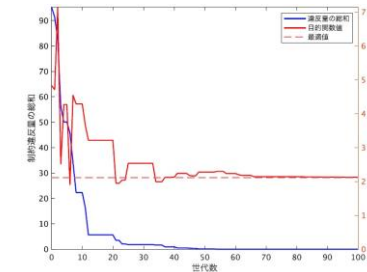
- 2つの凸制約、50次元に留まっている
- 性能比較も、SBXとDEに留まっている



GA(SBX)



DE



並列化の工夫

■ 解評価方式を並列評価に変更することで計算時間の削減を図る。

- 高次元では探索点数を増やさないと可能解が得られなかったが、計算時間の増加に直接影響を与えた
- 違反量の評価時間が全体において圧倒的に支配的だった

探索点数と計算時間の関係

5000次元で可能解を得るには、約6時間で探索点数100個が必要だった

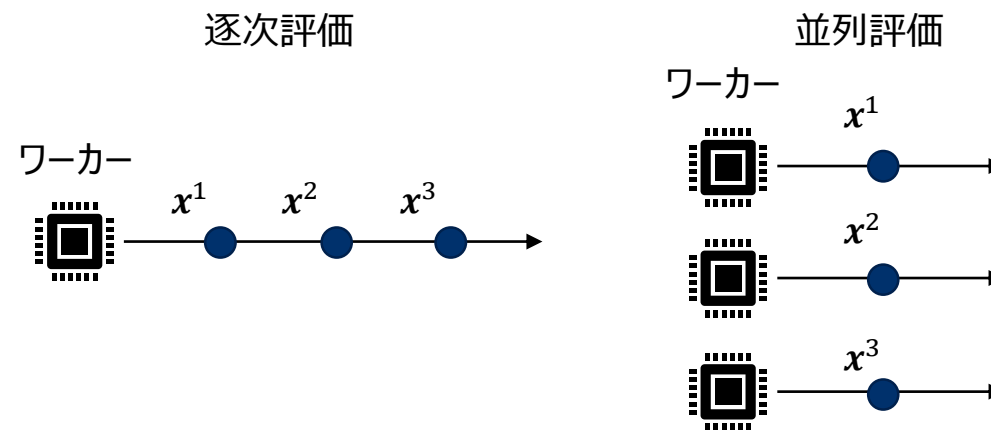
連続／離散	制約数	探索点数40個		探索点数100個	
		1試行の時間	可能解	1試行の時間	可能解
5,000／0	9,999	0.8 hour	×	5.6 hour	○
	14,998	1.3 hour	×	8.3 hour	○
4,000／1,000	7,999	0.7 hour	×	4.6 hour	○
	11,998	1.0 hour	×	6.8 hour	○

※次元数5,000、反復回数8,000、目的関数・制約全て線型に統一

※会社のデスクトップPCで計算を実行

解評価の方式

各反復で生成した全ての解について、目的関数値／違反量の評価が必要



合体アルゴリズムの性能評価

■合体させたアルゴリズムの評価を進める。

- ・暫定で期待度が高い要素を合体させ、先行して評価を進める
- ・ただし、計算時間は以前とあまり変わらないと予想される

#	検証時期	担当者	制約対処法	近傍生成	期待度
1	2020年上期 済	熊谷	適応的スカラ化（2020年版）	GA（SBX）	低
2	2020年上期 済	熊谷	適応的スカラ化（2020年版）	GA（BLX- α ）	中
3	2020年下期 済	安田	適応的スカラ化（2021年版）	GA（SBX）	中
4	2020年下期 済	佐藤	MCR	DE／DE改良	？
5	2021年上期 予定	熊谷	適応的スカラ化（2021年版）	GA（BLX- α ）	高

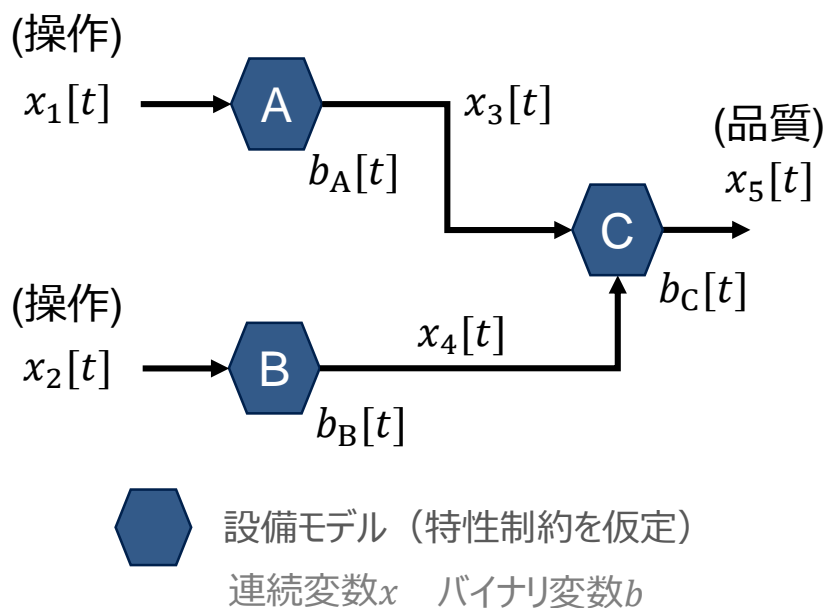
DEは現時点で、50次元かつ2つの凸制約でしか検証できていない

合体アルゴリズムのスケジューリング問題への適用

■プラントのスケジューリング問題を作成・検証を実施する。

- ・テーマの本来の目標に対する達成度合いを正確に評価し、横河側としても成果をまとめて外部発表を狙う

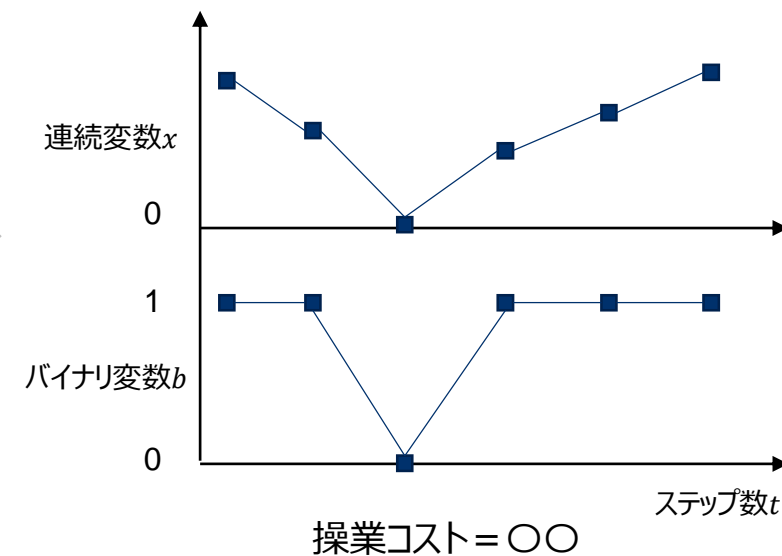
プラントモデル設定



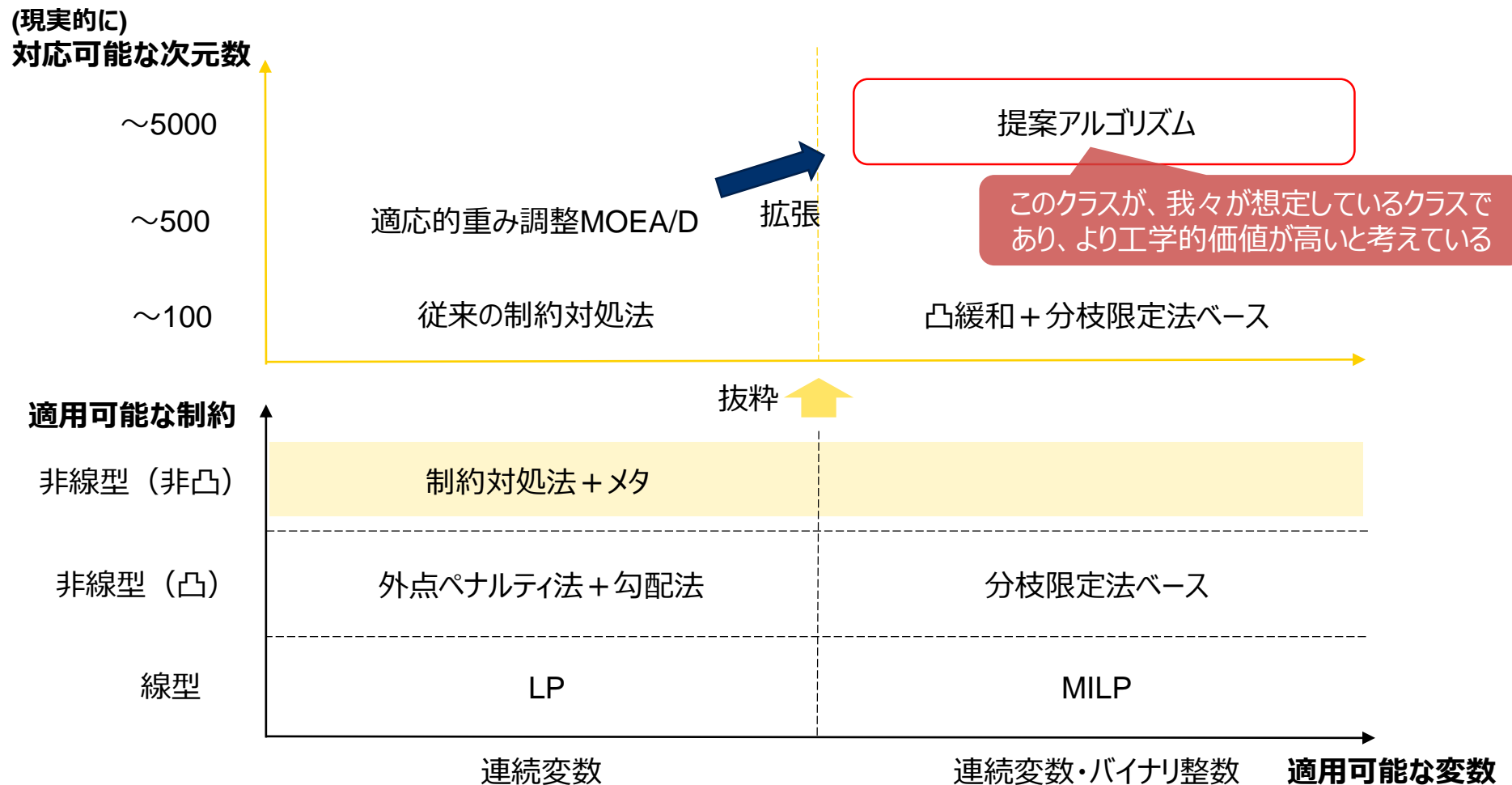
最適化問題定式化

$$\begin{aligned}
 &\text{minimize} && f(x, b) && (\text{操業コスト}) \\
 &\text{subj. to} && \\
 &\left\{ \begin{array}{ll} L_n[t] \leq x_n[t] \leq U_n[t] & (\text{上下限}) \\ x_n[t] = P_n[t] & (\text{実績固定}) \\ |x_n[t] - x_n[t-1]| \leq \Delta_n & (\text{変動幅}) \\ g_A[t] \leq 0 \\ g_B[t] \leq 0 & (\text{設備特性}) \\ g_C[t] \leq 0 \end{array} \right.
 \end{aligned}$$

操作計画算出



■ 狙う問題クラスにおいて新規性があると考えられる。



■ 上期は最大2名体制で進めていただく。

- ・ 学生状況に伴って随時相談し、流動的に対応する（別学生は、下期に研究テーマを決めるため）

メンバー	状況	担当
安田さん（新D1）	博士課程では、多目的テーマを予定	他学生サポート
佐藤さん（新M1）	修士課程では、本テーマを継続予定	近傍生成法の開発・検証
小嶋さん（新M2）	多目的の発展テーマとして、本テーマを希望	制約対処法の開発・検証

2. 来年度の計画 > 2.2 体制とスケジュール

2022年度 共同研究計画案

項目	1Q	2Q	3Q	4Q
制約対処法	小嶋さん	電気学会 C部門大会 ▽	SICE SSI ▽	学会発表を目指して、 適宜進めるスケジュール感
近傍生成法	佐藤さん	電気学会 C部門大会 ▽	SICE SSI ▽	学会発表を目指して、 適宜進めるスケジュール感
合体アルゴリズム	2021年度開発版を先行して評価し、 学生側から進捗があれば、アップデートする			下期計画は評価結果を 踏まえて、設定予定
性能評価	熊谷			
スケジュール問題適用	熊谷	熊谷	外部発表を目指す	
並列化		熊谷	数千次元で、15分以内に 可能解を得るには必須	

- 2021年度は、アルゴリズムの更なる性能評価・改良を進めた結果、課題を深堀でき、道具が少しずつ整えられ始めた。
- 来年度は、開発目標達成に対する課題について、都立大の協力を得ながら、別々のアプローチを前進させて、総合的・多面的な解決を図ることを目指す。
- 来年度契約締結については、東京都公立大学法人 産学公連携センターの担当者と別途連絡をとりながら進める。

Co-innovating tomorrow™