

- AI・デジタル化技術の紹介 -
原子力におけるAI技術展開の可能性
異分野適用例を参考として

原子力システム研究開発事業
令和3年度新規公募に向けたワークショップ

大阪大学産業科学研究所知能推論研究分野 教授

産業技術総合研究所人工知能研究センター

NEC-産総研人工知能連携研究室 室長

科学技術振興機構(JST)未来社会創造事業

「超スマート社会の実現」領域 テーママネージャー

鷺尾 隆

自己紹介

氏名: 鷲尾 隆, 学位: 工学博士

これまでの経歴と研究活動

1983年-1990年

東北大学大学院で原子核工学専攻
MIT原子炉研究所客員研究員

プラントセンサ時系列解析
AIを用いた異常診断
宇宙用原子力エンジン実機
の制御・診断

1990年-1996年

(株)三菱総合研究所
研究員・主任研究員

AIや数理によるプラント・
社会システムの
監視・診断・リスク解析

1996年日本原子力学会論文賞

1996年-現在

大阪大学産業科学研究所
助教授・教授

機械学習・データマイニング
・確率的シミュレーションの
基礎理論研究とそれらの
先端計測・生産システム・
プラントへの応用

2001年人工知能学会論文賞

2016年IBM Faculty Award

人工知能研究とは？

機械により知能を実現する理論や技術の研究



人のような知能を持つ機械



人と知的に協同する機械



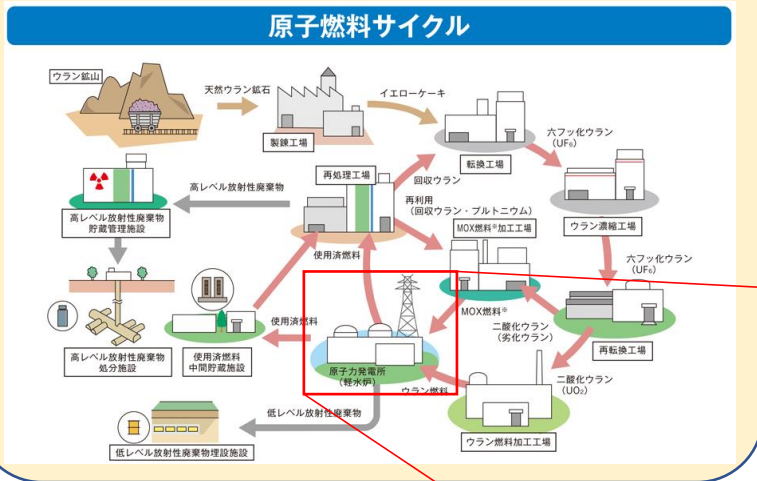
何かに必要な知的処理を行う機械

人工知能研究が実現を目指す「知能」は多義的

原子力へAI適用の可能性

燃料サイクルの多くの過程に
AIは適用可能なはず

(財)環境イノベーション情報機構HPより



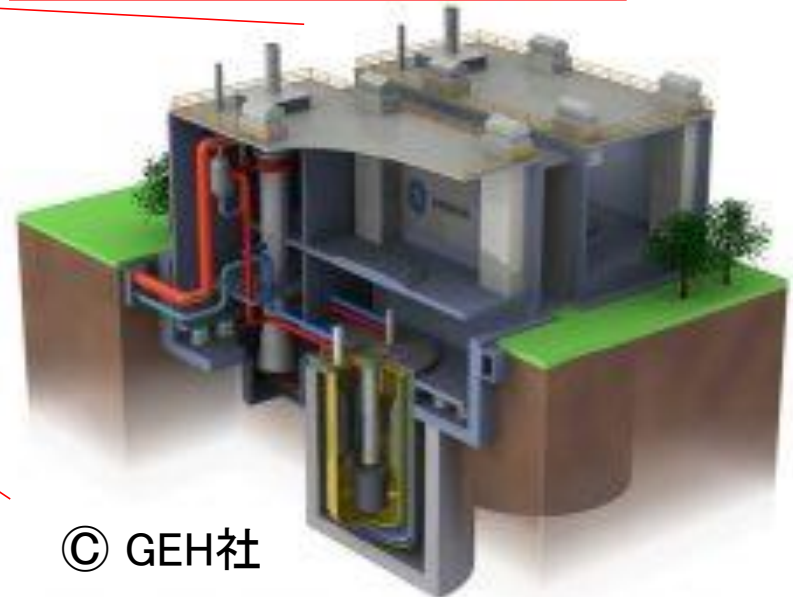
プラント本体だけでも...

プラント安全性・リスク解析＋AI
シビアアクシデント解析やリスク解析を超える

プラント設計＋AI
効率的に最適化設計を実現

プラント運用管理＋AI
起動や変動対応最適化

プラント運転＋AI
運転の高信頼化・効率化



© GEH社

(社)日本原子力産業協会HPより



1. プラント安全性・リスク解析 + AI

- シビアアクシデント解析

従来のシナリオベースのシミュレーションによる熱水力解析,CFD解析では、**想定外シナリオの発見や解析ができない。**

- リスク解析

従来のFT解析やET解析では、**想定外の故障組み合わせやイベント組み合わせの発見や解析ができない。**

AI探索を用いて限界を超えられないか？

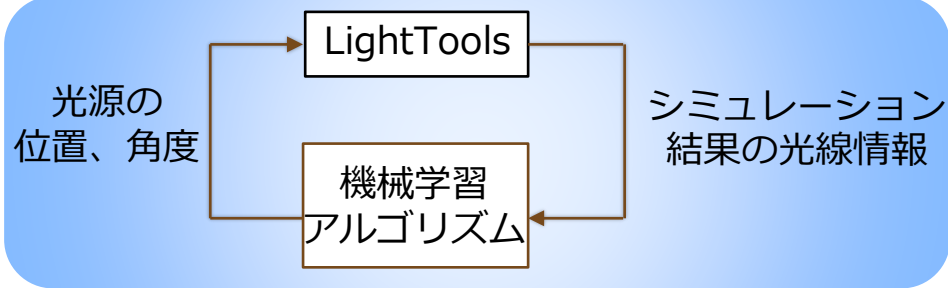
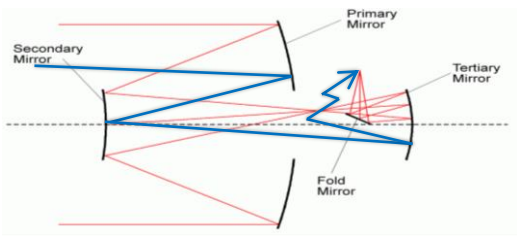
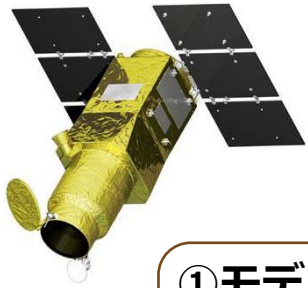
産総AI研究センター NEC産総研連携研究室の成果

光学設計支援での実例



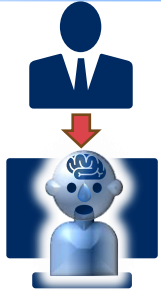
稀な事象であるが、性能低下を引き起こす「迷光（ゴースト）」を人工知能が効率的に探索し発見

機械学習技術を用いて、シミュレーション結果から次のシミュレーション条件を決定。少ないシミュレーション回数で迷光の原因（光源と経路）を設計者に示す。
⇒設計時間を短縮・高い信頼性を維持・非熟練設計者の設計を支援



①モデル簡略化
解析を容易にするために3D-CADモデルを光学モデルに簡略化

②迷光探索
迷光の原因となる光源と光路を効率的に探索・発見



構造・光学設計

解析

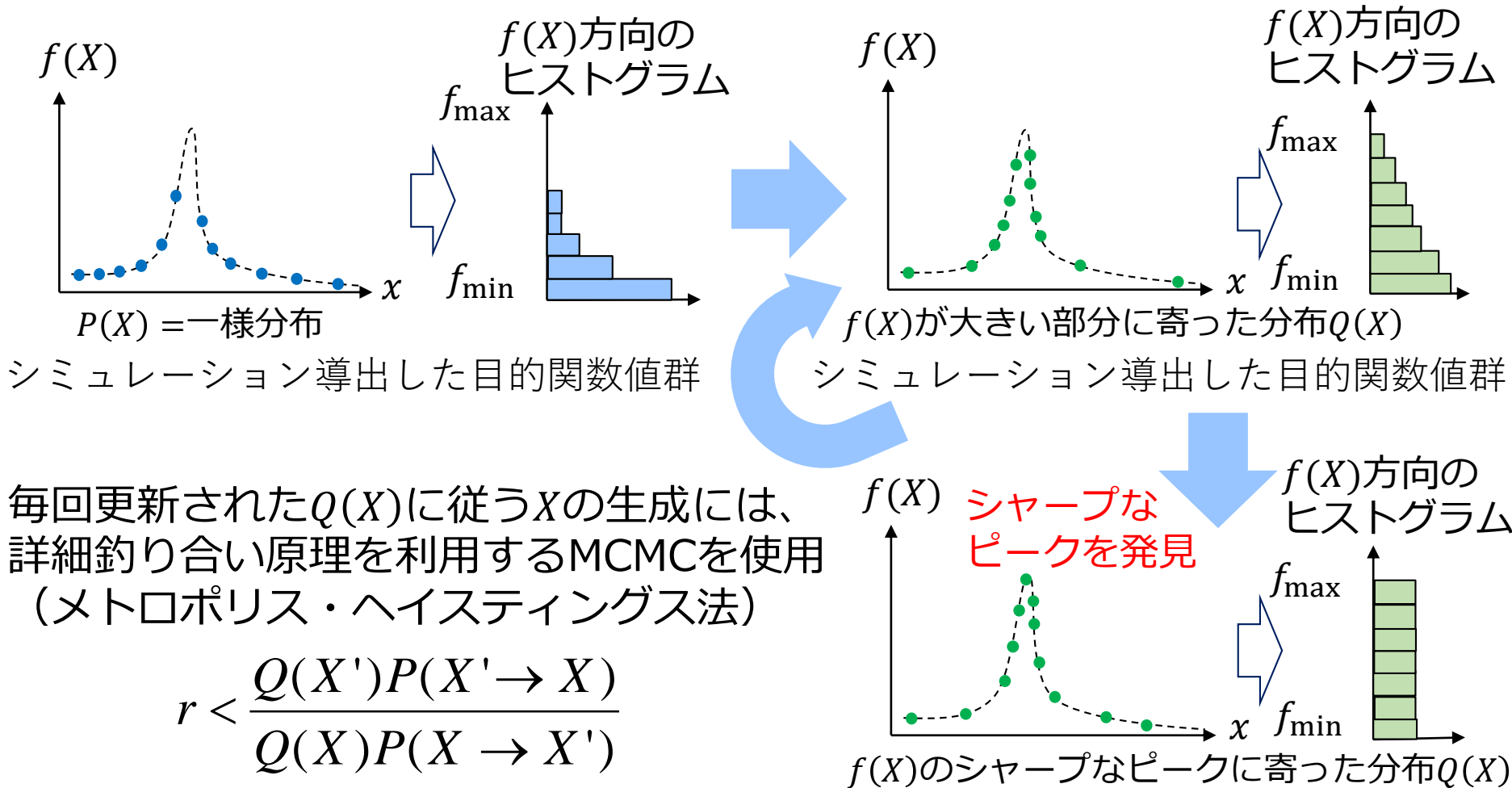
③ロバスト設計
迷光を発生させない設計の支援

探索手法を提案し、実モデルで効果検証

Multicanonical MCMC最適化

原理

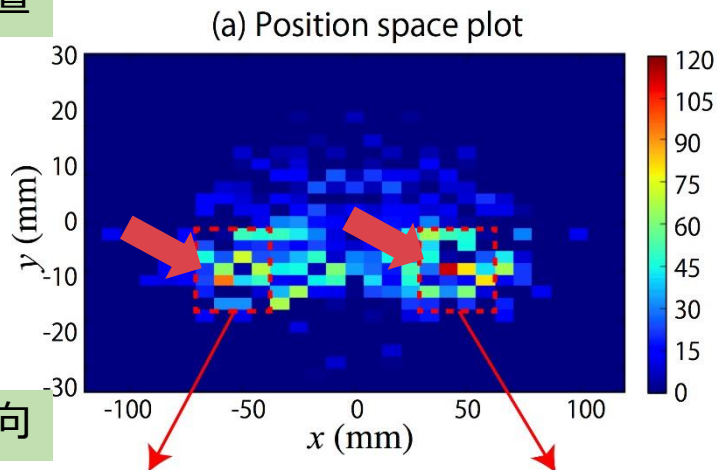
$$\text{重み付け } Q(X) \propto \frac{G(f(X))P(X)}{\sum_s G(f(X))P(X)}$$



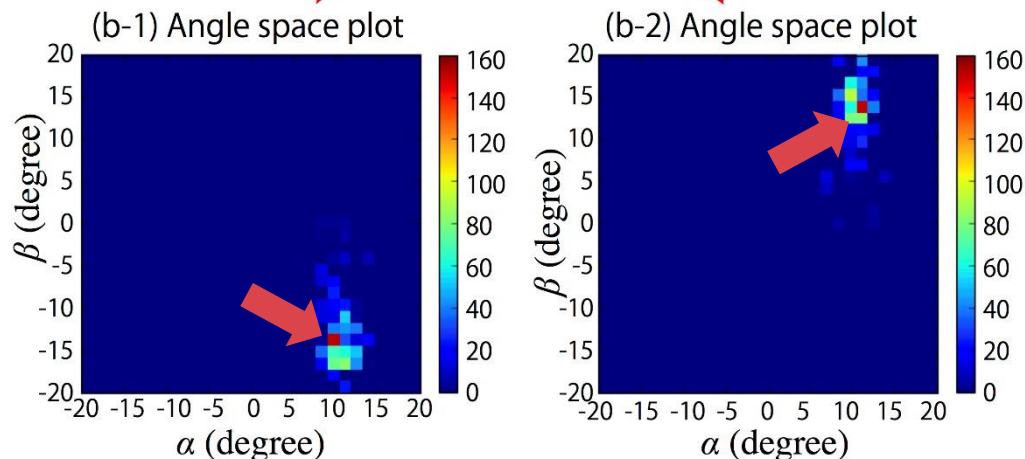
迷光の実シミュレーション探索結果

実機データに提案手法を適用し、効率的に迷光が発見できることを実証

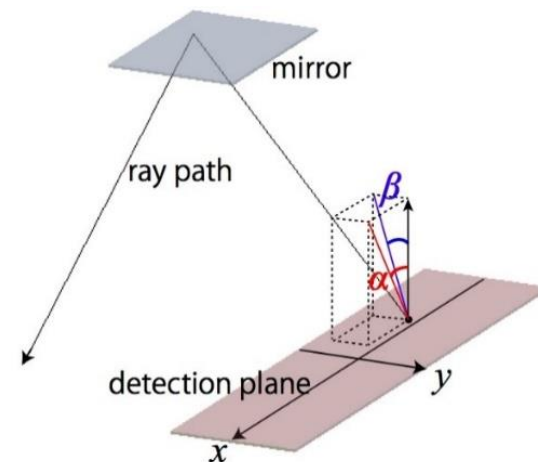
迷光の位置



迷光の方向



- 解析方法：逆光線追跡
(検出器面から光を放射)
- 入力
 - 検出器面上の位置(x,y)
 - 方向(α, β)
- 探索数： 5×10^4
- 計算時間：17.3時間
3.4GHz Core i7 (4 core), 16MB
- 光学シミュレータ：LightTools

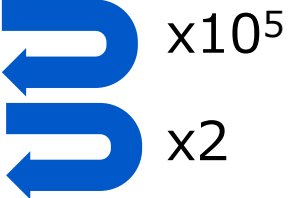


● 数値理論的な効果

(a) 従来手法（グリッドサーチ）に比べて**10⁵倍**の効率化

(b) Multicanonical MCMC手法を発展させてさらに**2倍**の効率化

手法	効率
しらみつぶしグリッドサーチ	3.7×10^{-8}
(a) Multicanonical MCMC	1.2×10^{-3}
(b) Focused multicanonical MCMC	2.1×10^{-3}



● (見積みり): 本案件における実務レベルでの効果


約**1日**ですべての迷光を自動で発見

Cf. 約1週間で熟練の技術者が迷光を発見

Cf. 約1ヶ月で技術者(初歩的な光学解析ができる程度)が迷光を発見

遺伝的アルゴリズム(GA)では探索無駄が多く現実的時間でシナリオが見つからない。
ベイズ最適化(BO)では探索点が荒過ぎてシナリオが見つからない。

**極低確率対象事象の複雑な生起シナリオと生起確率の
自動探索により、安全性解析・リスク解析が可能に**



2. プラント設計パラメータ最適化 + AI

- 遺伝的アルゴリズム(GA)

探索の無駄が多く、膨大なシミュレーション計算や実験の期間やコストが大

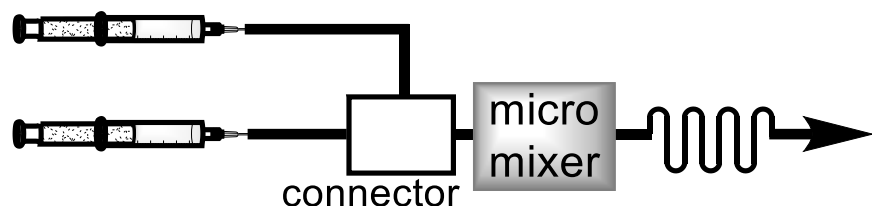
- 数理最適化

最適化問題に合わせた最適化アルゴリズムの選定や研究が必要で、開発期間やコストが大

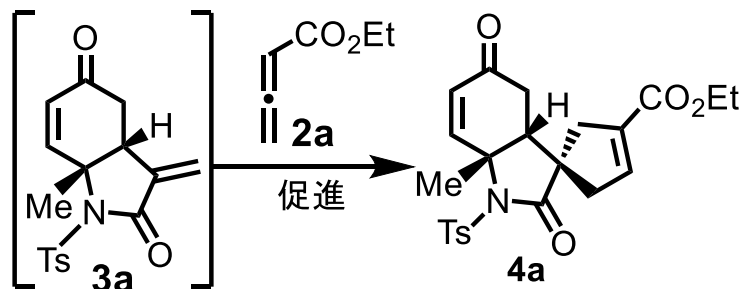
AI探索を用いて効率的(短期間・低コスト)に最適化
な設計を実現できないか？

フロー反応を活用する目的物の効率的合成法の開発

(1) フロー反応



熱・攪拌効率を上げ、中間体3aの反応促進

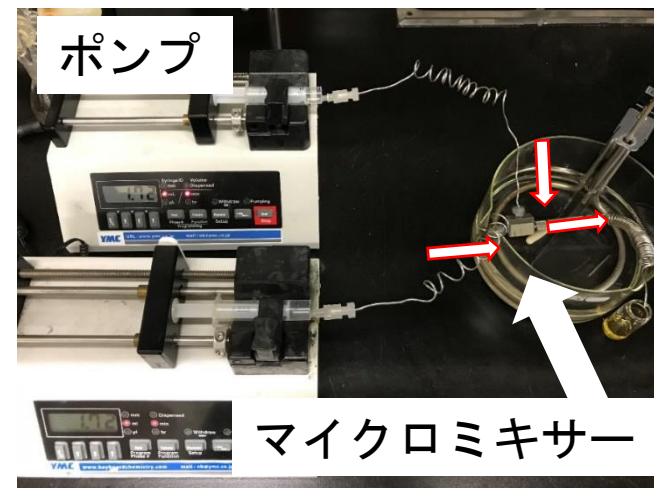


最適化すべきパラメータ

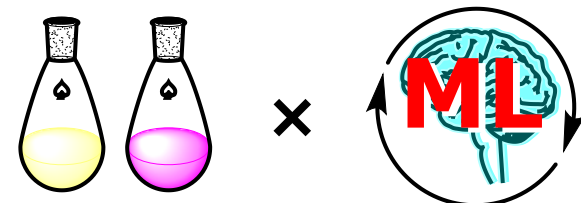
ex) 温度, 当量, 流速, 管長, 管径 等



反応条件探索の煩雑化



(2) 機械学習による最適条件予測



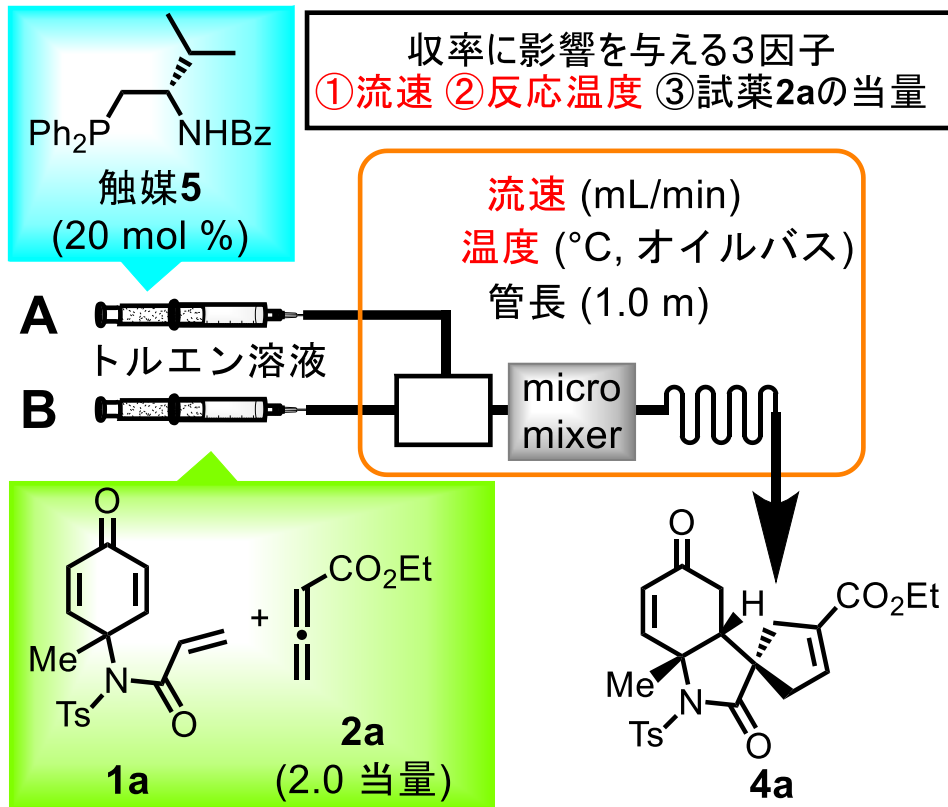
最少の実験データ

機械学習

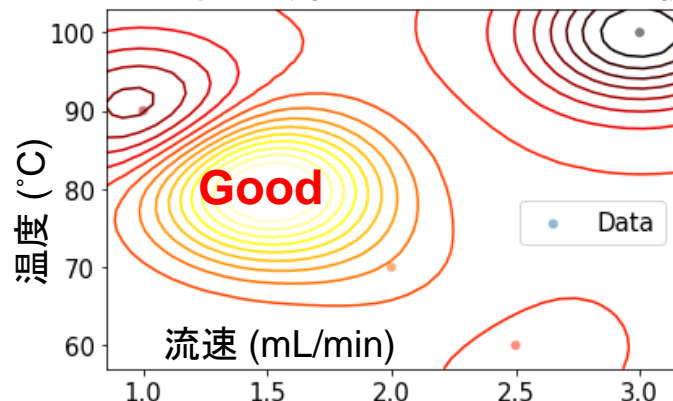
(ガウス過程回帰)

収率の可視化⇒最適条件探索

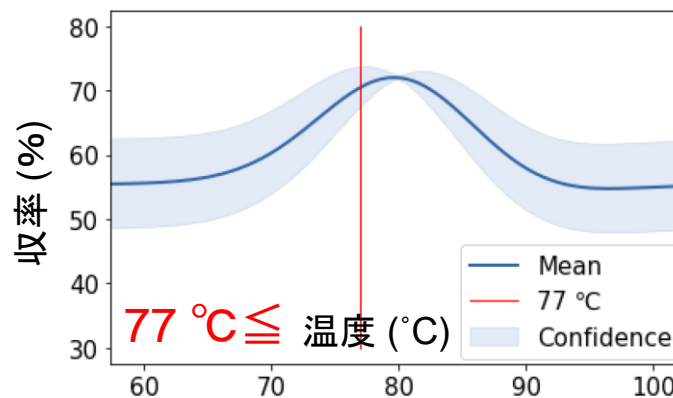
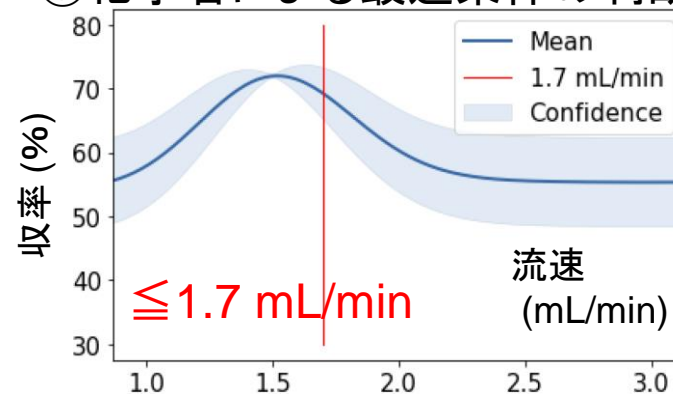
ベイズ最適化による条件探索 1 (流速と反応温度)



ガウス過程回帰による収率の可視化



③化学者による最適条件の判断



化学者による収率データの収集

entry	流速 (mL/min)	温度 (°C)	収率 (%)
1	1.0	90	49
2	1.5	80	72
3	2.0	70	58
4	2.5	60	55
5	3.0	100	43

ベイズ最適化による効率的パラメータ較正



- ・ 5つのパラメータを同時に探索
 - ・ 局所解に陥りにくい
- ⇒ **実験数の大幅な削減**

Entry	電流値 (mA)	5 (mM)	電解質 (M)	時間 (min)	温度 (°C)	収率 (max 100)
1	1	0.8	0.2	150	60	4
2	2	1.2	0.6	60	20	10
3	3	0.4	0.2	240	40	43
4	3	0.8	0.4	60	60	8
5	4	1.2	0.4	150	40	67
6	5	0.4	0.6	240	20	32
7	4	1.1	0.27	150	40	76
8	5	0.4	0.2	150	35	88

8例の実験データと機械学習によって
88%収率で目的物が得られる反応条件を見出した。

遺伝的アルゴリズム(GA)では探索無駄が多く現実的時間でシナリオが見つからない。

プラントや機器の仕様・構造の最適化に展開可能

3. プラント運用管理の最適化＋AI

- シミュレーションベースの起動・変動計画
 - シミュレーションパラメータを高精度調整する直近の十分なデータが無い
 - シミュレーションパラメータを少数データから高精度調整できない
 - 計画の精度が十分でなく運用管理の効率が上がらない

AI推定を用いて直近の少数データからシミュレーションを調整し、高精度、高効率な運用管理ができないか？

目標

生産ライン等を**自由自在に最適設計・最適運用**のために
シームレスなデジタルツインの構築・運用を可能にするDX技術を提供する。

課題:

最適なパラメタを得るのに、
人手では不可能/膨大な時間が必要

- 予測に必要なデータ不足
- 実データとの不一致
- 想定外をなくす網羅的条件探索
- 大規模複雑な対象の最適化



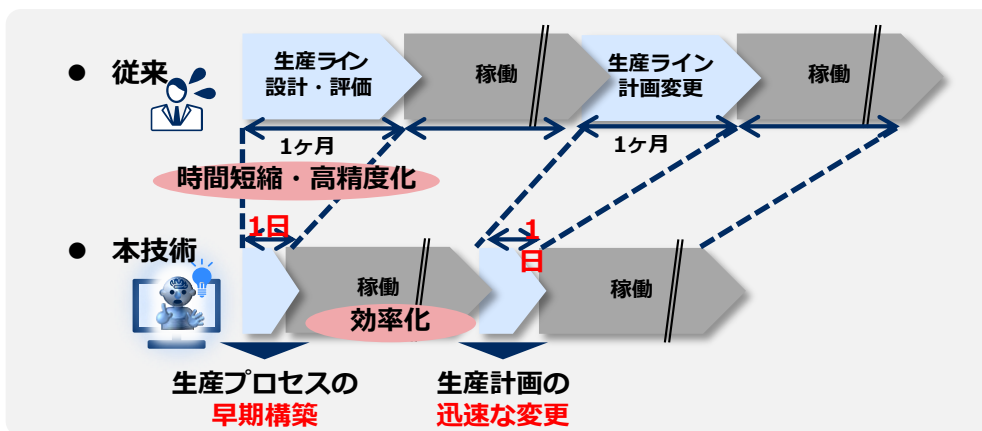
解決手法:

機械学習技術により
シミュレーションのパラメタ最適化を行う



生産ラインの最適化:

- 生産ラインの高速立ち上げ/計画変更 & 評価の精緻化
- 効率的な運用の支援



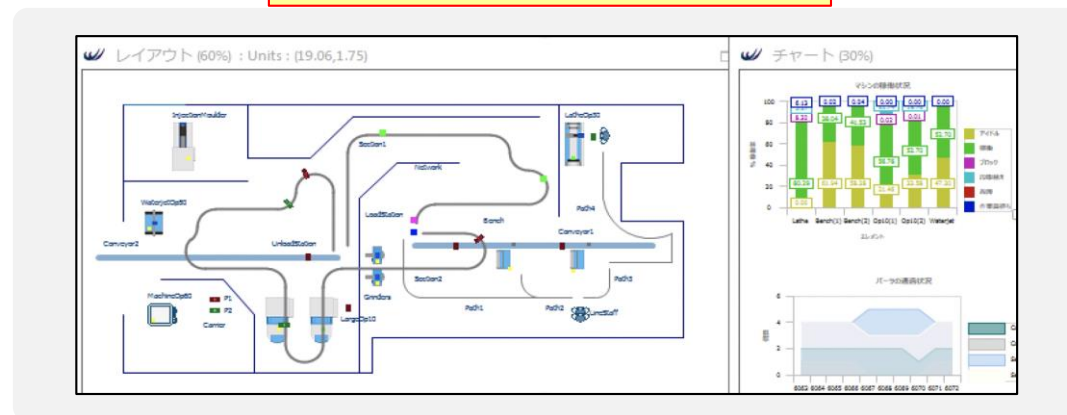
PoC対象

- 対象
日産自動車様 生産技術部
パワートレイン生産ライン
- データ
約1ヶ月分の最終工程のスループット
(タイムスタンプ)

操作データとシミュレータ
挙動をマッチング(同化)

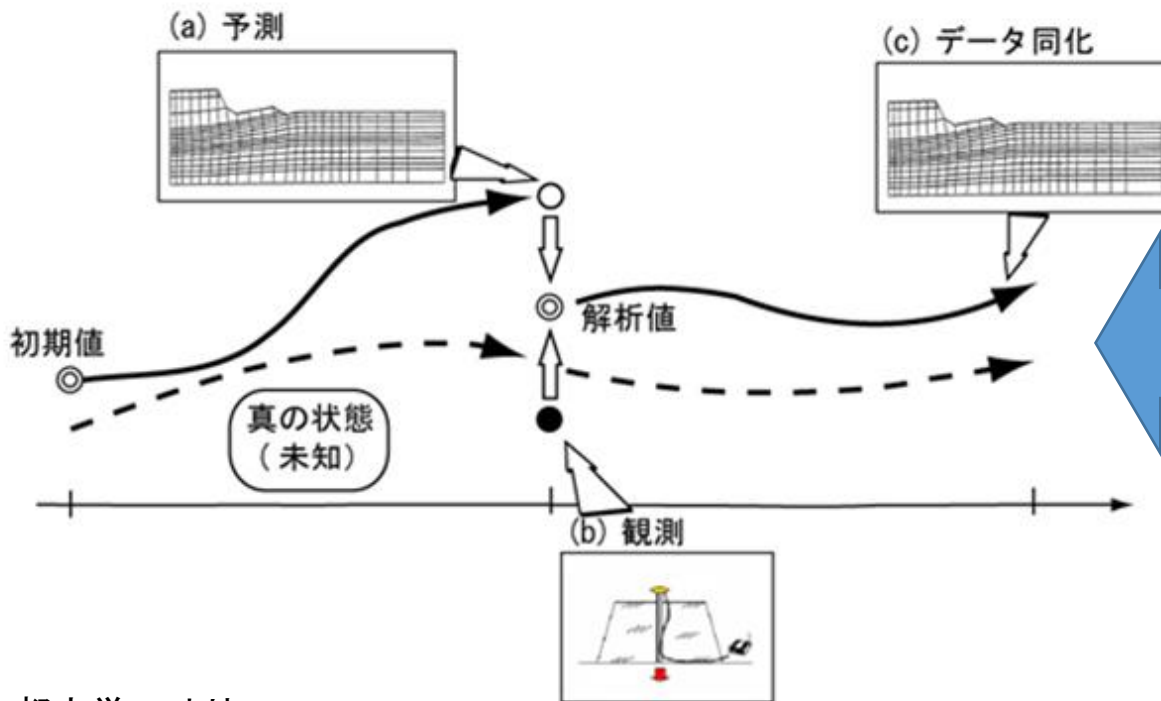
マッチングの取れたシミュレータ
で生産計画を立案・実施

- 生産シミュレーションの設定
 - 入力: 1日の生産個数
 - 出力: 生産効率
 - 推定対象: 各工程の平均故障頻度, 復旧時間等



シミュレーションのデータ同化

シミュレーションの予測が実測データに合うように
シミュレータのパラメータを数理的に最適自動修正



我々は、非常に限られた試運転の実測データ数で十分な修正ができる手法を確立

京都大学HPより

https://www.kyoto-u.ac.jp/static/ja/news_data/h/h1/news6/2012/121001_1.htm

PoC: 結果

- 生産ラインの挙動を再現するシミュレータを高速・高精度に構築
- ユーザ(生産技術者)がプロトタイプを使用して実現

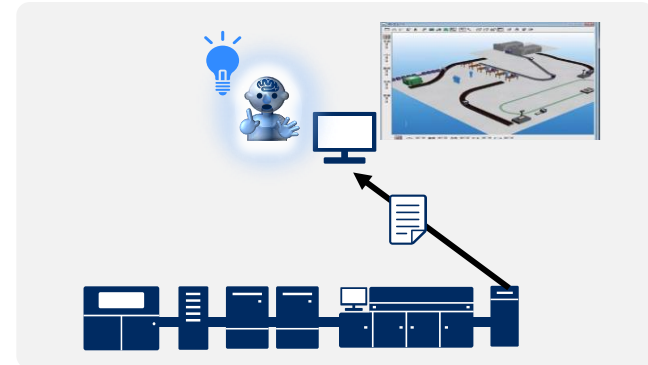
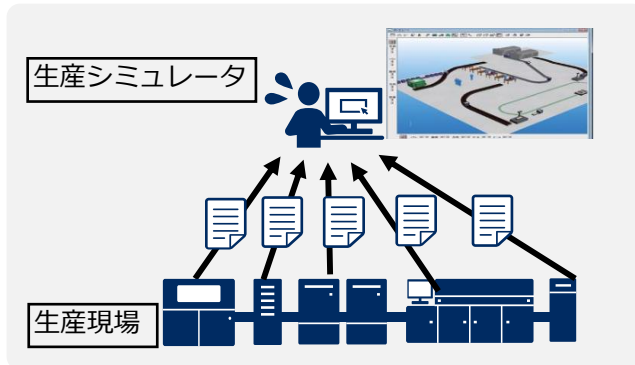
●これまで(自社生産技術部, コンサル等)

- 全工程でのデータ
- 予測誤差(生産効率等): 約20%
- 人手でパラメタを決定: 1ヶ月

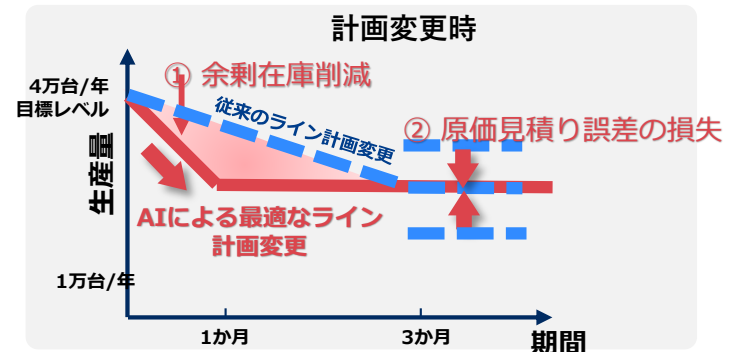
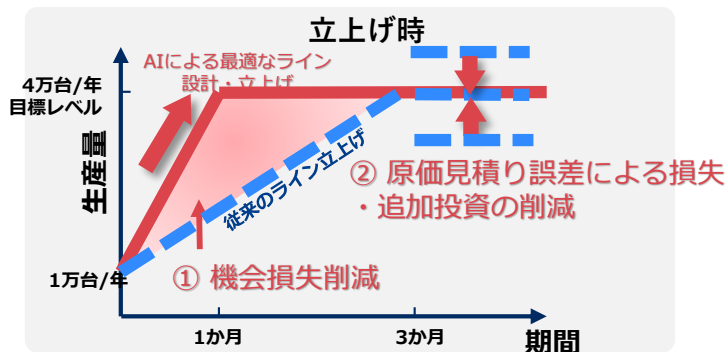


●本技術:

- 最終工程のみのデータ
- 予測誤差: 約3%
- 自動でパラメタを推定: 1日



参照: https://jpn.nec.com/press/202011/20201124_01.html



(※) 年産4万台ペースの自動車メーカー工場の場合



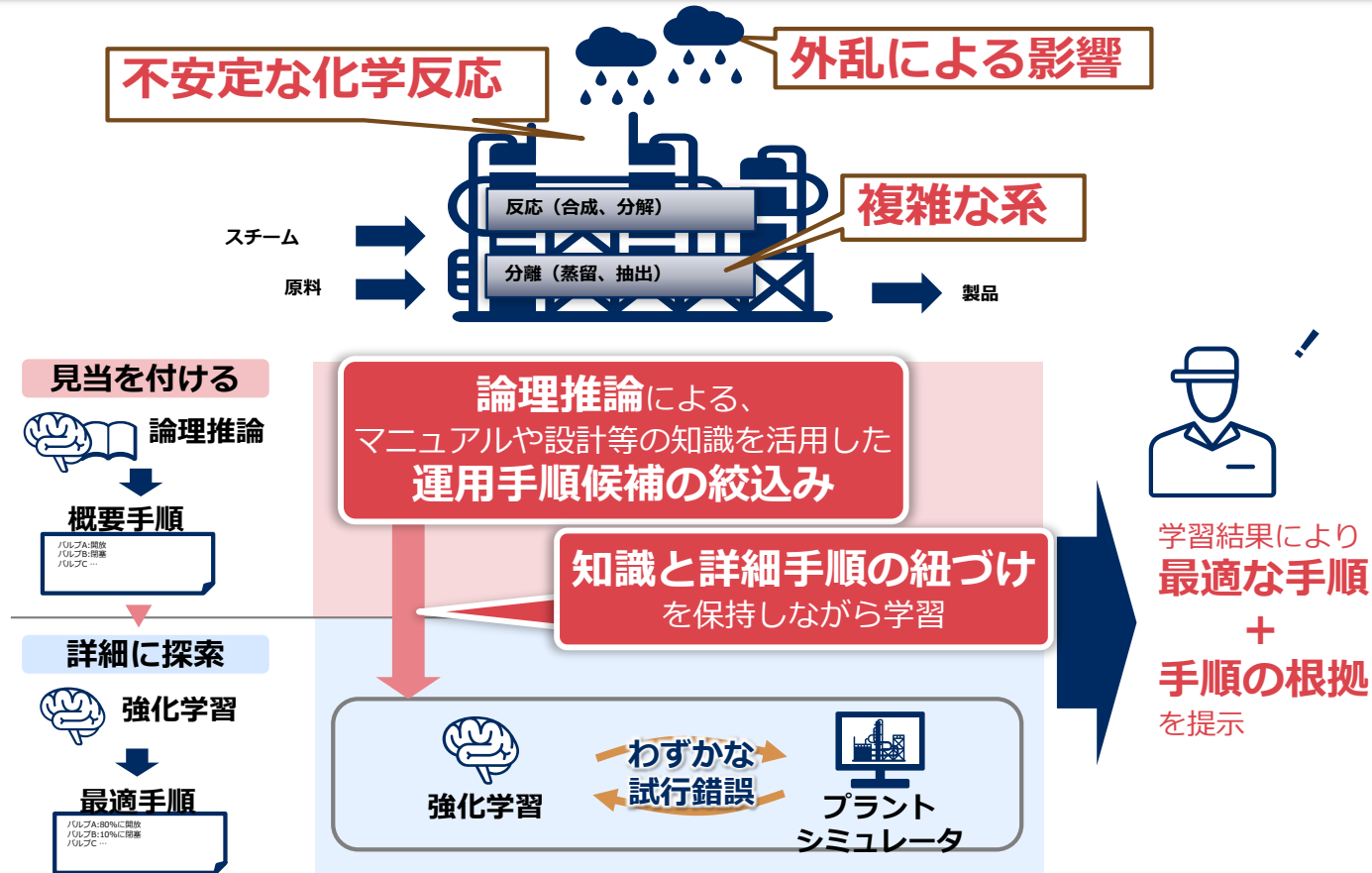
4. プラント運転支援＋AI

- 不測のプラント状態変動時の運転員支援
定量的に安全で適切なプラント状態の変更運転を実現するには**運転の熟練を要する。**
熟練した運転員を養成するのは簡単ではない。
安全性と効率性を担保する運転支援が重要

AI推論を用いて運転の高信頼化・効率化ができるか？

化学プラント運転の難しさ

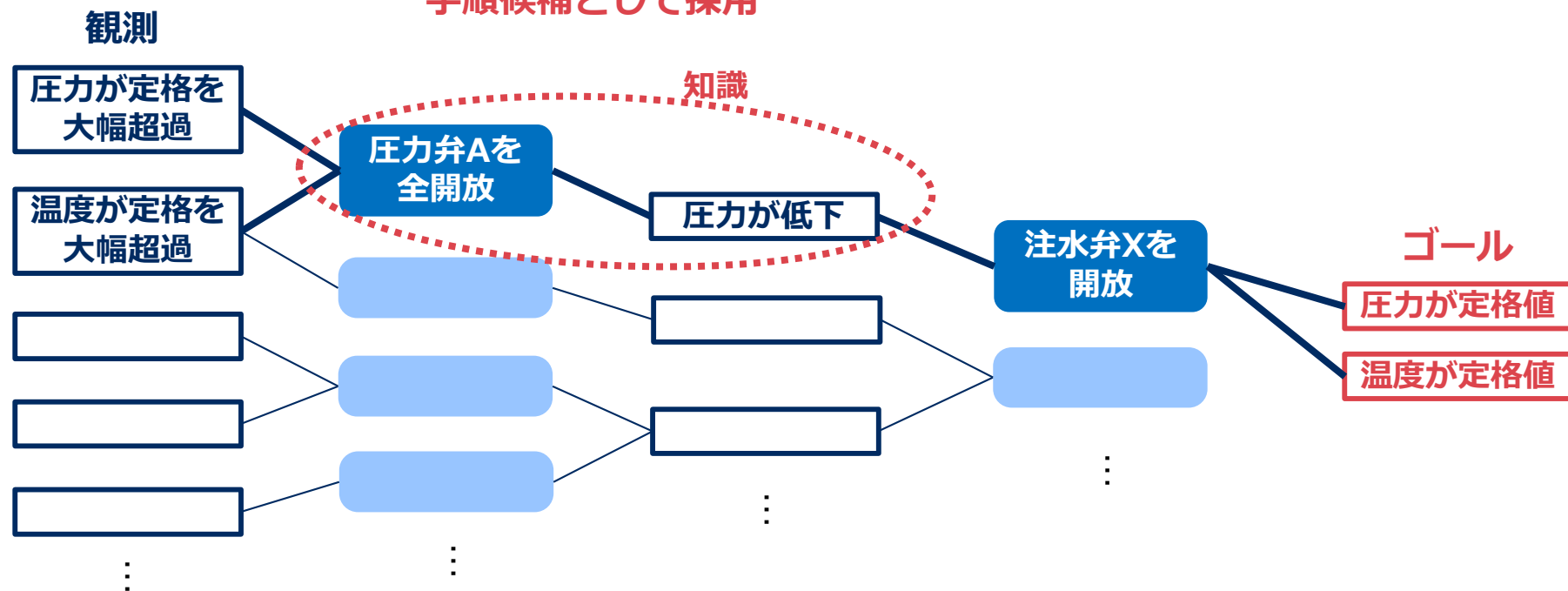
熟練者は、相互に影響する複雑な系、不安定な化学反応、天候等の外乱の動きを見て、この後の状況を想定しながら柔軟に運転している



実運転事例データの不足を論理推論による手順候補絞り込みで補い、従来年単位の期間が必要だった最適運用手順の学習を数日に短縮

『操作』をすると『状態変化』が起きる、といった知識を組み合わせることで、現在の状態からゴールの状態に到達する手順候補を探索

知識を繋げてゴール状態に到達できる組み合わせを探索し、
手順候補として採用

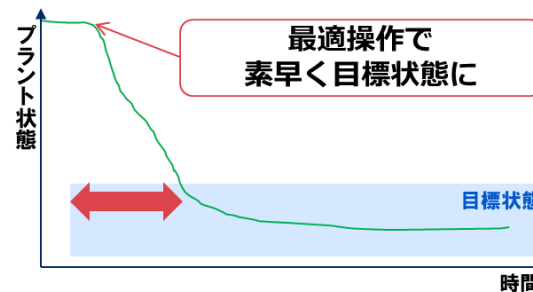
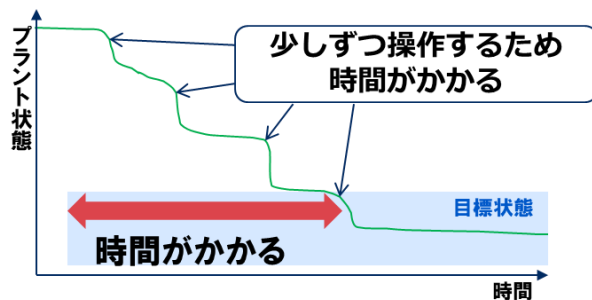
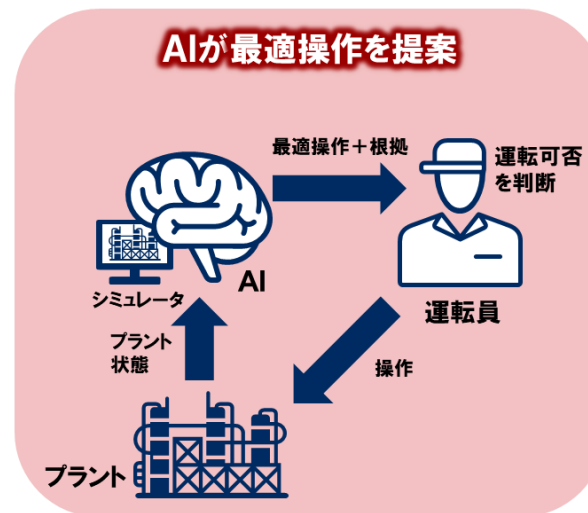


プラントに関する知識は、P&ID図から構築

化学プラントの運転は安全を見ながら少しずつ操作するため、生産量や生產品を変更する運転変更操作に多くの時間がかかる

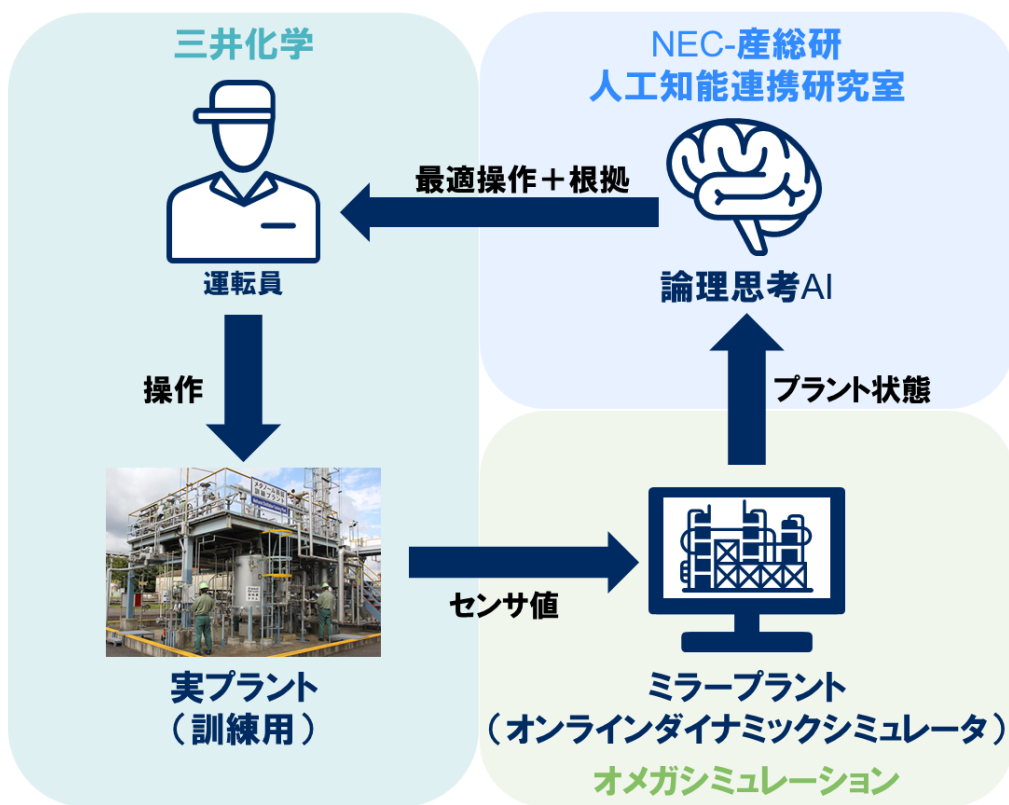
Before: 運転員が時間をかけて操作

After: 無駄のない最適操作



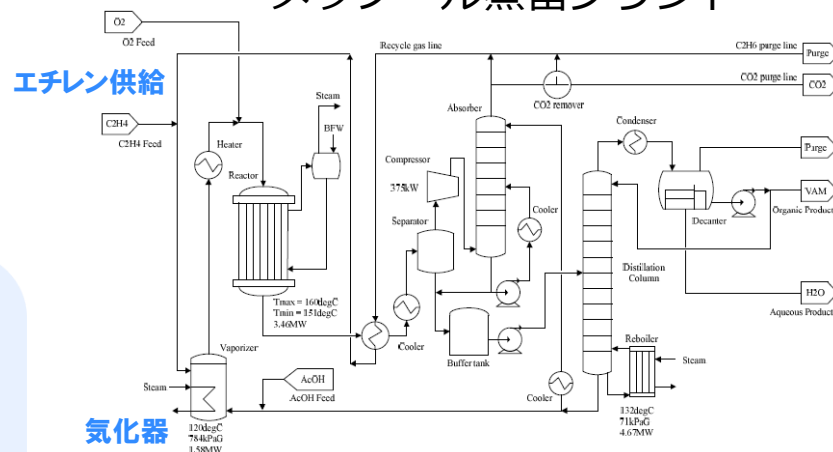
実プラントでの実証

運転員の手動操作と比較して40%効率的な運転ができることを三井化学様の訓練用実プラントで実証

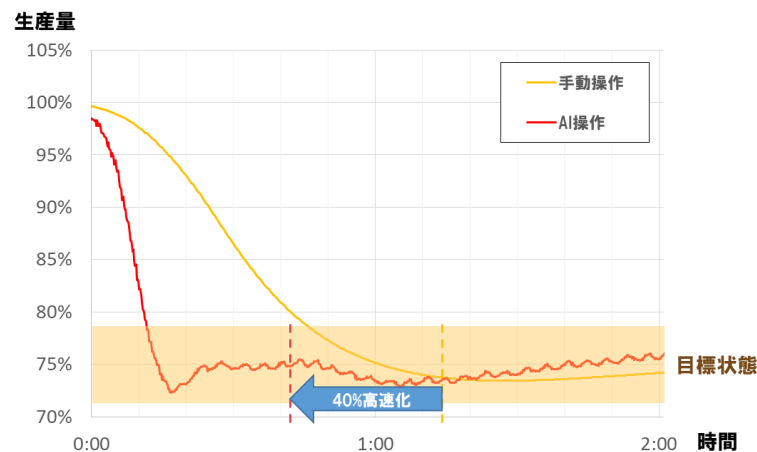


実証実験の構成

メタノール蒸留プラント



Y. Machida, et al., "Vinyl Acetate Monomer (VAM) Plant Model: A New Benchmark Problem for Control and Operation Study".

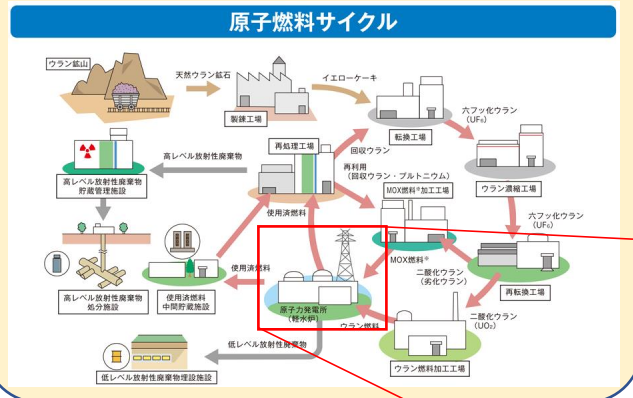


生産量を75%に変更するタスクにおいて、40%の高速化を達成

※目標状態を30分以上維持することで変更完了を判断

まとめと展望(再掲)

燃料サイクルの多くの過程に
AIは適用可能なはず
(財)環境イノベーション情報機構HPより



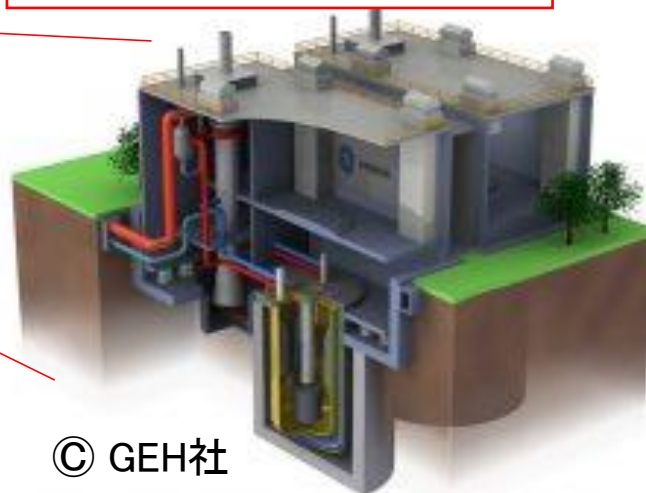
プラント本体だけでも...

プラント安全性・リスク解析+AI
シビアアクシデント解析やリスク解析を超える

プラント設計+AI
効率的に最適化設計を実現

プラント運用管理+AI
起動や変動対応最適化

プラント運転+AI
運転の高信頼化・効率化



© GEH社

(社)日本原子力産業協会HPより

AI・デジタル化技術は、安全性・コスト両立の鍵