

# 量子・量子インスパイアード技術とCAEの接点

源 勇氣, PhD (Cantab)  
株式会社 Fixstars Amplify

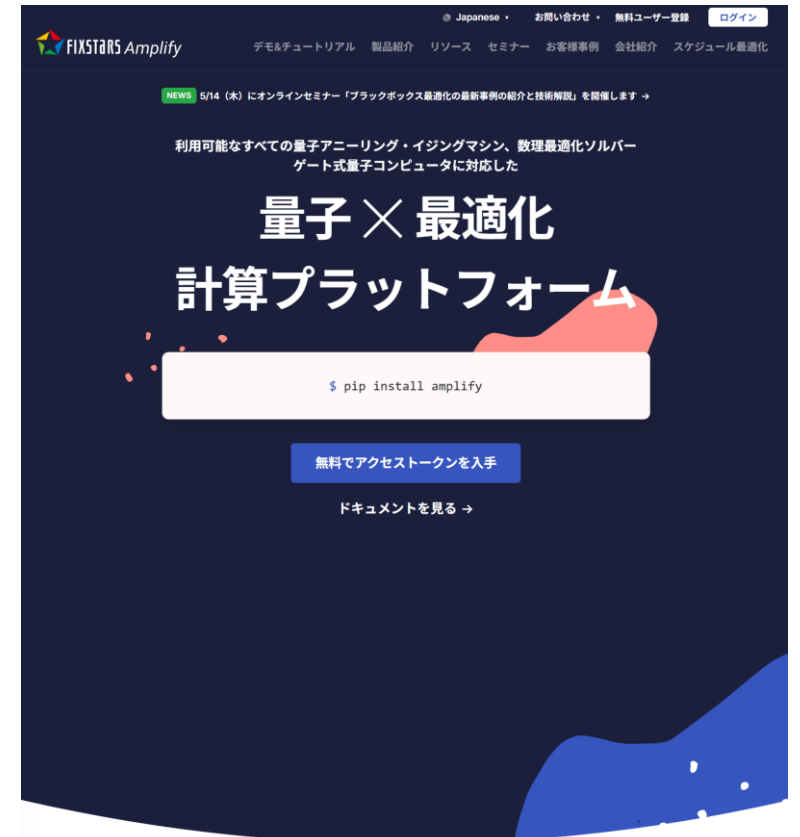
# 株式会社 Fixstars Amplify (“Amplify”)

- 最適化のための量子コンピューティング基盤の提供
  - 開発環境：Amplify SDK (Python基礎知識のみでOK)
  - 実行環境：Amplify AE や他社商用ソルバー

**1,100+** ユーザー所属組織数 (企業、研究所、大学)

**1億2,000万+** ユーザー実行回数 (Amplify AE)

- 2021年10月に設立
- 親会社：株式会社フィックスターズ
  - ソフトウェア高速化のプロフェッショナル集団
  - 日本で初めて D-Wave Systems 社と提携 (2017年)



# 量子・量子インスパイアード技術

1

## 量子コンピュータ

(量子ゲート方式)

- 古典汎用コンピュータの上位互換。量子ゲートを操作。エラー訂正機能の無いNISQ型実機がクラウド利用可能
- QAOAにより**組合せ最適化問題 (QUBO)** を取り扱うことが可能
- 演算規模：～数100ビット

1  
量子  
コンピュータ

IBM  
Google  
Rigetti  
IonQ  
Qulacs

2

量子  
アニーリング

D-Wave\*

## 2 量子アニーリング (量子焼きなまし法式のイジングマシン)

- イジングマシンの一種。量子イジングモデルを物理的に搭載したプロセッサで実現。量子効果を物理的に調整し、自然計算により低エネルギー状態が出力
- **組合せ最適化問題 (QUBO)** を扱う専用マシン
- 演算規模：～数1,000ビット

3

量子  
インスパイアード  
マシン

Fixstars Amplify\*  
TOSHIBA\*  
Fujitsu\*  
HITACHI

3

## 量子インスパイアードマシン

(半導体技術に基づくイジングマシン)

- 二次の多変数多項式で表される目的関数の**組合せ最適化問題 (QUBO)** 専用マシン
- 統計物理学におけるイジングモデルに由来。様々な実装により実現。
- 演算規模：  
260,000+ビット (*Amplify AE*)

# 通常のコ合せ最適化とブラックボックス最適化

## 通常のコ合せ最適化

- **目的関数** を定式化可能（非線形OK）
  - 数の分割問題（**差** を最小化）
$$f = [\Sigma(2q_i - 1)a_i]^2$$
  - 経路最適化（**経路距離** を最小化）
$$f = \Sigma\Sigma\Sigma d_{i,j} q_{n,i} q_{n+1,j} \dots$$
- **最適化の実施**
  - イジングマシンなどより、定式化された目的関数を最小化する

## ブラックボックス最適化 (BBO)

ブラックボックス

- 定式化が困難な **目的関数**（解析・実験）
  - 低 **損失** な流体デバイス形状の同定
  - 高 **性能** な材料・構造トポロジーの探索
  - シミュレータやモデルの **誤差** を最小化するハイパーパラメータ最適化
- **最適化の方法**
  - シミュレーションや実験を併用しながら、**試行錯誤**に基づくアプローチ

# Amplify 最適化事例

(まずはCAEと関係ないものを中心にざーっと紹介)

# 活用領域とユースケース（PoC・実稼働）

## 生産計画

- 多品種少量生産、保全計画、設備投資、在庫

## 従業員割り当て

- 食品、輸送、製造

## エネマネ

- エネルギーミックス、装置の運転制御

## 経路

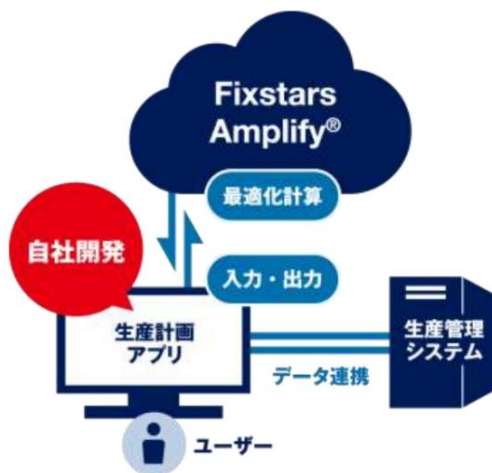
- 配送、船舶、無人搬送車 (AVG)

## メディア

- 最適広告配信

## 研究開発、設計

- 材料設計
- 物理シミュレーション
- ブラックボックス最適化



Amplify インタビュー

検索

The screenshot shows the 'お客様事例' (Customer Case Studies) page on the Fixstars Amplify website. The page features the Fixstars Amplify logo and navigation links. Below the title, there is a brief description of the service. The page displays a grid of logos for various customers, including Mazda, Kawasaki, Keio University, Nippon TV, TATEYAMA, AVAL DATA, Toyota Tsusho, and Kioxia. At the bottom, there are two small images showing people in a meeting or presentation.

# 負荷軽減と生産性向上を両立させるシフト最適化

株式会社ベルメゾンロジスコ様  Belle Maison

流通



Fixstars Amplify

通販向け物流倉庫にて、組み合わせ最適化技術を活用した従業員最適配置システム（マジカニール）を2022年より導入

多くの制約条件に対して、業務負荷の偏りが無く、作業効率が向上する、理想的な人員配置の組み合わせを自動算出

従業員の負荷軽減と生産性向上を両立させることで、従業員の満足度が高い職場へ



「システムが配置案を瞬時に出力してくれるので、状況の変化に対応できる」

「3人組のスキルまで考慮した配置案なので、生産性が上がった」

「人の配置を決めるのは二が大きかったが、今は気持ちが楽になった」

物流センター向け従業員最適配置自動作成システム「magiQanneal（マジカニール）」を使用する、物流センター現場スタッフの声 ※画面の内容はサンプルです。

**日本全国複数配送倉庫にて日々稼働中！**

# 地上波広告基盤のコア技術に数理最適化技術を導入

日本テレビ放送網株式会社様

情報通信

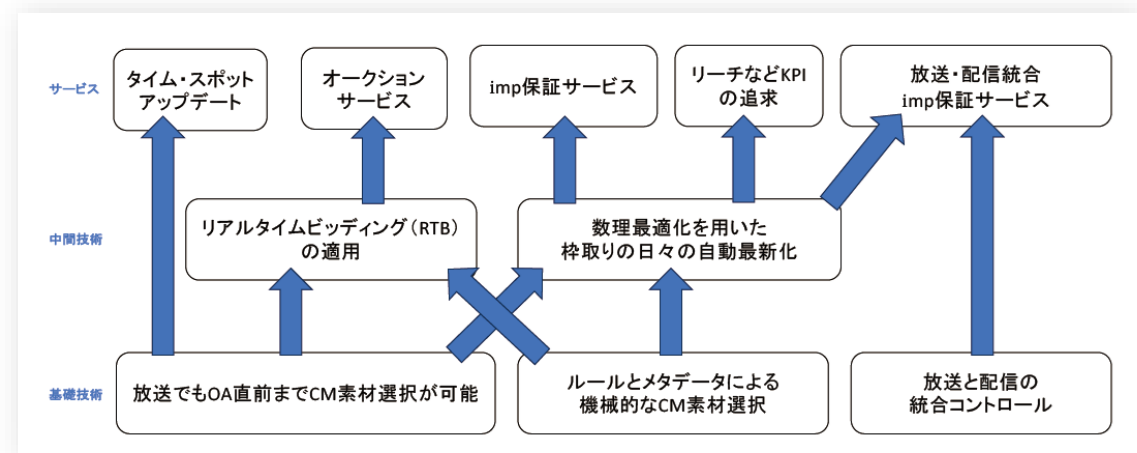


Fixstars Amplify

地上波広告でプログラマティック取引を実現するアドプラットフォーム「ARMプラットフォーム」のコア技術をFixstars Amplifyと共同で開発

数理最適化技術により、地上波広告とインターネット広告を組み合わせた「統合在庫」の販売が可能になる

**インプレッション予測に基づく配信最適化！**



ARM プラットフォームの技術要素

# AGVのリアルタイム経路最適化

自動車 OEM・Tier1

生産計画

×

Fixstars Amplify

問題設定

AGV（無人搬送車）の待ち時間を最小化するリアルタイム経路選択

定式化

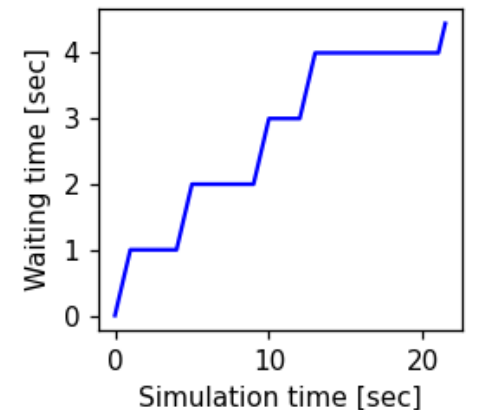
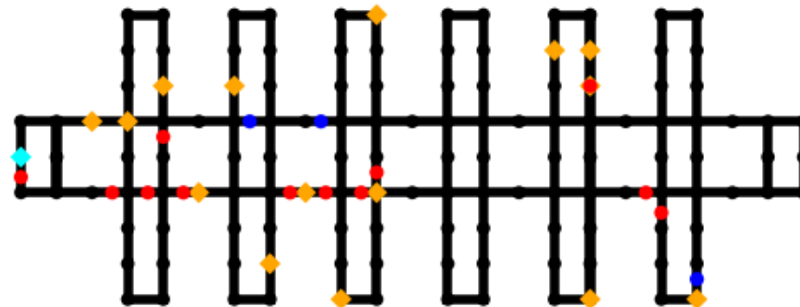
目的関数：各AGVの次の一定時間の待ち時間（最小化）

制約条件：各AGVが衝突しない、など

実装

解を取得

Amplifyが他のAGVの行動を考慮し、次の最適動作をリアルタイムに指示  
最短経路だけでなく、迂回・交差点制御なども実現



# 先進運転支援システム (ADAS) 向け SoC の開発

自動車 OEM・Tier1

生産計画

×

Fixstars Amplify



背景

チップ内のタスク実行順序を手動で割当

最適化

タスクの依存関係や優先度を考慮し最適にスケジュール



成果

チップのリソース有効活用・システムの信頼性の向上

# 包装工程の生産計画最適化エンジン

## 食品製造業社Z様

生産計画



Fixstars Amplify

包装工程について、日々の生産計画が属人的になっているため、担当者の業務負担が大きい。誰でも生産計画を立てられるようにしたい。また、**リアルタイム**且つ**正確な最適解**で、生産業務の最適化を図りたい。



属人化解消と業務負荷の低減（6時間→30分）  
を実現

生産計画表のイメージ

		1号機	2号機	3号機	...	10号機
9/14	製品	A	K	S		P
	数量	30,000	5,000	21,000		5,000
9/15	製品	A	J	L		B
	数量	32,000	16,000	30,000		32,000
9/16	製品	A				
	数量	29,000				
9/17	製品					

# 人員数に合わせた生産計画最適化エンジン

## 食品製造業X社様

生産計画



Fixstars Amplify

生産計画担当者の負荷軽減と属人化解消を検討していたが、  
『日々の人員数に合わせた生産計画』を立てられる生産計画アプリが見つからなかったため、Fixstars Amplifyを採用した。



**生産計画立案の負荷の低減（8時間→1時間）を実現**

工場の人員計画

	9/1	2	3	4	5	6
人員数	35	38	32	34	28	44

事業部からの依頼

製品名	数量	時間	必要人数	納期
A	1200	54時間	6	9/3
B	850	7時間	12	9/5
C	400	3時間	7	9/2
D	2450	76時間	5	9/6
E	25	1時間	6	9/4
F	300	5時間	4	9/6
G	500	4時間	8	9/3
H	1000	11時間	7	9/3
I	280	2時間	9	9/6

いつ、何をどれだけ作るかを、日々の人員数に合わせて調整。事業部との調整のため、生産可能数の算出に苦労していた。

# プロセス系の生産計画最適化エンジン

## 香料製造メーカー様

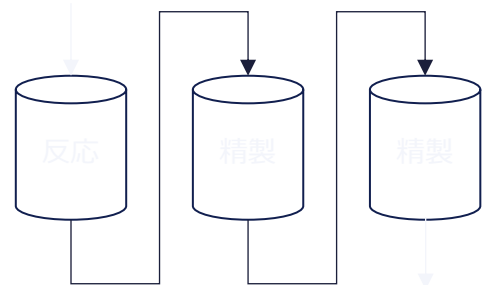
製造



Fixstars Amplify

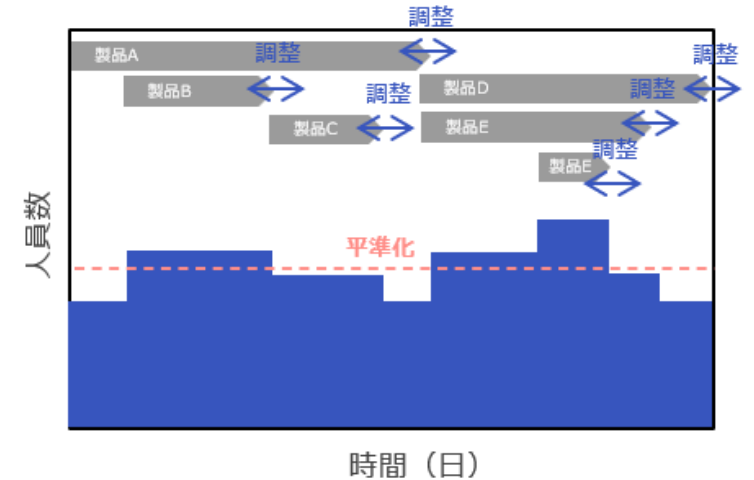
ベテラン社員が、必要な人員数とタンク繰りを考慮して、納期を守る生産計画を立案している。

まずは、必要な人員数が平準化されるように各品目の生産時期を決め（山積み）、タンク繰りを考慮して各工程の運転日を決める（山崩し）。

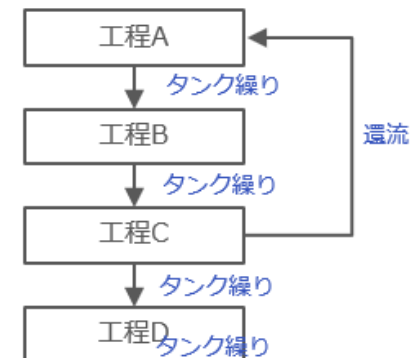


バッチ生産：  
工程ごとに反応や精製を完結させてから容器内の反応物をすべて次の工程に移す

山積み



山崩し



# 産総研次世代スパコンABCI-Qへの導入

## 産業技術総合研究所様

HPC



Fixstars Amplify

量子・古典アニーリングマシン・量子コンピュータを融合した量子・AIクラウド「ABCI-Q」へのFixstars Amplify AE の導入 (H100)

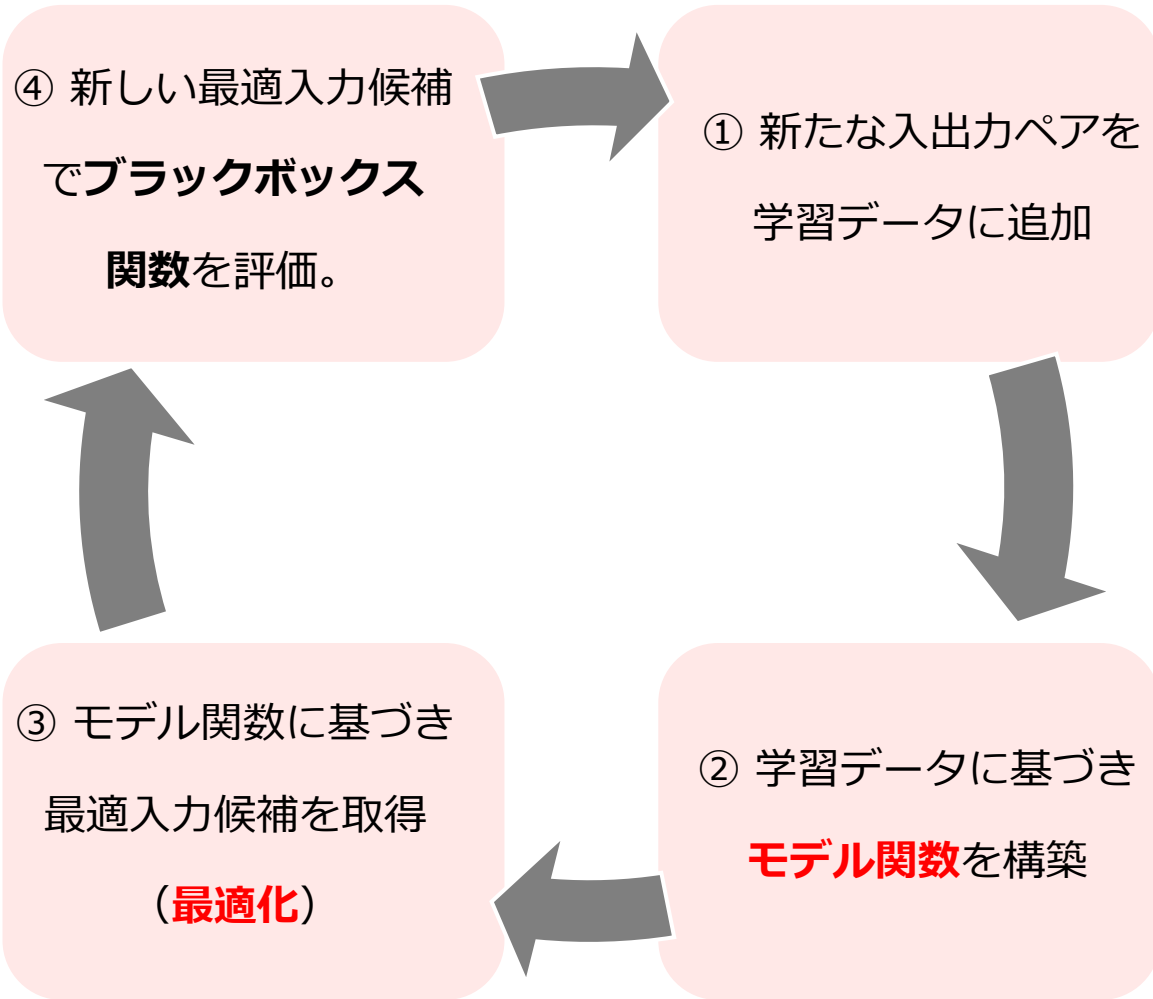
産業利用を前提として、量子コンピュータを特別な計算機とせず、既存の計算機と連携した計算基盤を構築



量子・量子インスパイアード型ブラックボックス最適化手法

# QA-BBOによる CAE・実験試行の効率化

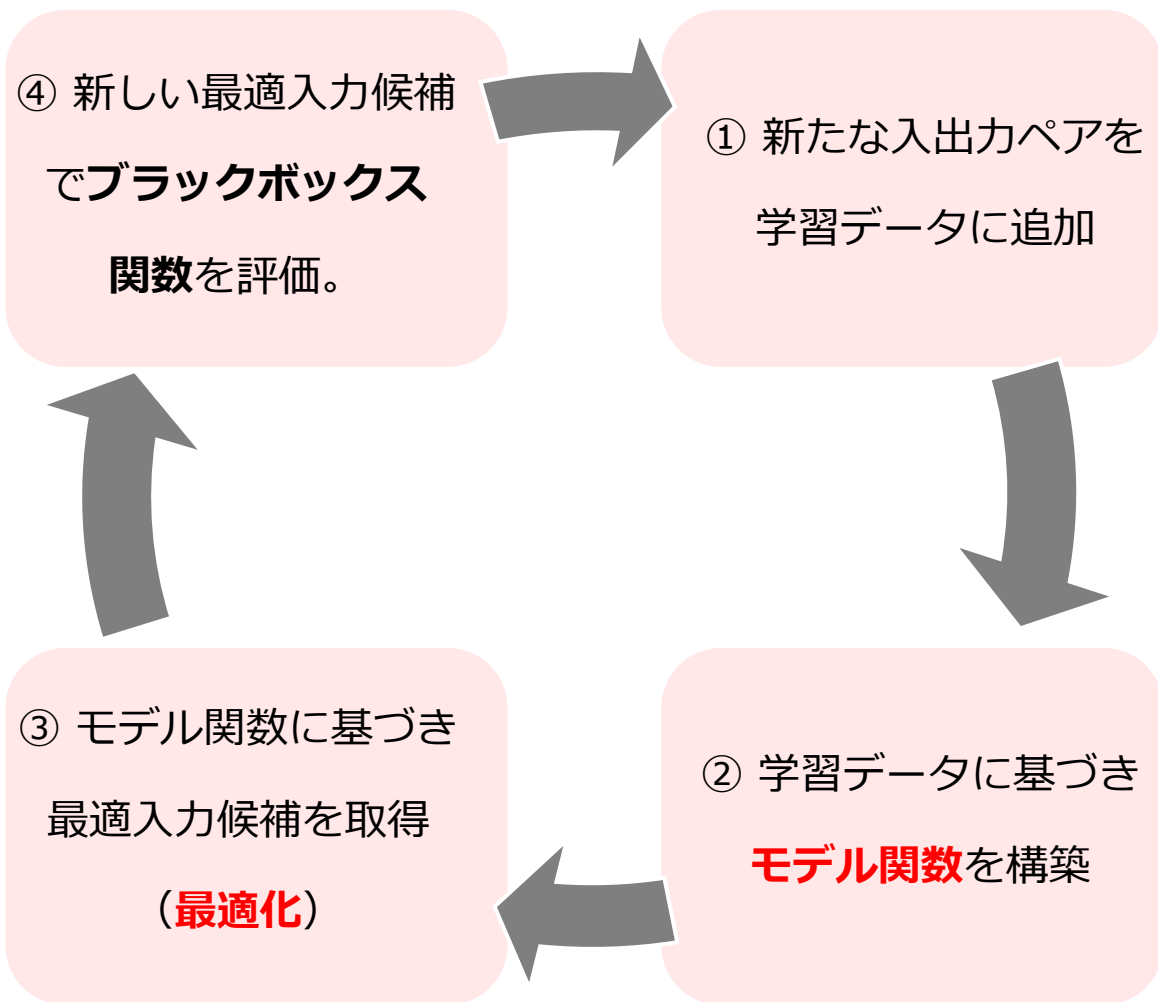
# QA-BBO: 処理フロー



## ブラックボックス最適化 (BBO)

- 定式化が困難な <sup>ブラックボックス</sup> 目的関数 (解析・実験)
  - 低 損失 な流体デバイス形状の同定
  - 高 性能 な材料・構造トポロジー探索
  - シミュレータやモデルの 誤差 最小化するハイパーパラメータ最適化
- 最適化の方法
  - シミュレーションや実験を併用しながら、試行錯誤に基づくアプローチ

# QA-BBO: 処理フロー



## QA-BBO サロゲートモデルとQAを使うBBO手法

- FMQA [Kitai, et al., Phys. Rev. Res., 2020](#)
  - モデル関数 → FM
  - 最適化 → QA
- Kernel-QA [Minamoto & Sakamoto, arXiv:2501.04225, 2025](#)
  - モデル関数 → Kernel model
  - 最適化 → QA

## QA-BBO の特徴

- 高次元の最適化問題に強い！  
(次元の呪い)
- 制約条件に強い！

# QA-BBO: 活用の3方針

- **Amplify SDK + PyTorch** ([デモ・チュートリアル](#))
  - 実装コスト：大
  - 柔軟性：大
- **Amplify-BBOpt** (Amplify SDKの拡張機能, [ドキュメントページ](#))
  - 実装コスト：小～中
  - 柔軟性：中
- **Amplify-BBOpt Studio**
  - 実装コスト：なし
  - 柔軟性：－ (カスタム開発)



# QA-BBO: 実装例 (Amplify チュートリアル)

Amplify デモ

検索



チュートリアル応用編

## ブラックボックス最適化 (2)

プログラミング難易度 ★★★★★

機械学習と量子アニーリング・イジングマシンを活用するブラックボックス最適化の適用例として、疑似的な高温超電導を実現する材料探索を取り扱います。

サンプルコード

材料最適化

FMQA

×

物理モデル



チュートリアル応用編

## ブラックボックス最適化 (3)

プログラミング難易度 ★★★★★

化学プラントにおける生産量を最大化するための運転条件最適化を行います。最適化には、機械学習モデルに基づくブラックボックス最適化と化学反応に関する物理シミュレーションを用います。

サンプルコード

化学プラント  
運転条件最適化

FMQA

×

化学シミュレーション



チュートリアル応用編

## ブラックボックス最適化 (4)

プログラミング難易度 ★★★★★

流体機器設計に不可欠な翼型の最適化問題を取り上げます。最適化には、組み合わせ最適化及び機械学習に基づくブラックボックス最適化と流体シミュレーションを用い、翼の揚抗比を最大化するように翼型の探索を行います。

サンプルコード

翼形状最適化

FMQA

×

流体シミュレーション



チュートリアル応用編

## ブラックボックス最適化 (5)

プログラミング難易度 ★★★★★

ブラックボックス最適化により、商業施設による交通集中が発生し得る都市における、交通渋滞を低減するような信号機群の最適制御を実施します。最適化の実施及び実証には、マルチ・エージェント・シミュレーションによる交通シミュレーションを用います。

サンプルコード

信号制御最適化

FMQA

×

マルチ・エージェント・シミュレーション



チュートリアル応用編

## ブラックボックス最適化 (6)

プログラミング難易度 ★★★★★

ブラックボックス最適化により、攪拌性能に影響を与える設計パラメータに対して、混合効率が最大化されるような攪拌機の最適設計を実施します。最適化の実施および評価には、濃度分布に基づく簡易な攪拌シミュレーションを用います。

サンプルコード

機器設計最適化

FMQA

×

攪拌シミュレーション

# QA-BBO: 活用例 (Amplify ユーザー)

## 活用領域

化学、創薬、食品、自動車、電機、通信、重工、エネルギー、ヘルスケア・・・

非線形現象の逆  
問題

機械学習：  
コスト↓精度↑

設計開発におけ  
る部品選定

材料配合最適化

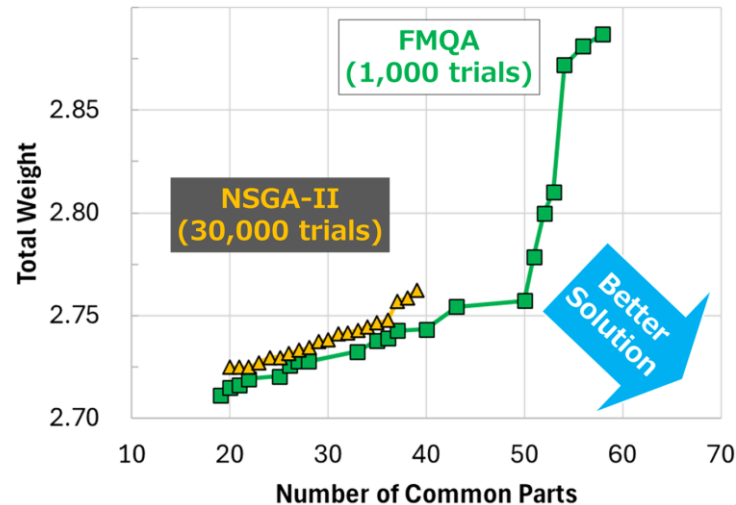
多目的最適化

物理モデルの  
簡略化

# QA-BBO: 活用事例 (設計最適化)

## マツダ様

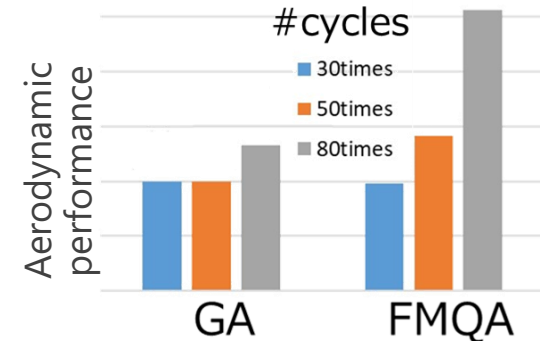
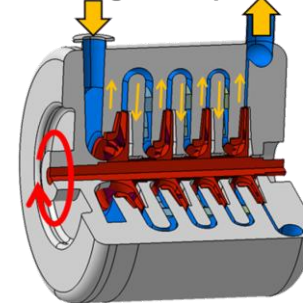
- 市販車両を対象とした、複数車種同時設計最適化問題  
**実数変数 200 以上の大規模問題**
- **多目的最適化**：車体の軽量化と共通部品点数の最大化
- **制約条件**：50 以上の制約条件  
(衝突性能、製造制約、構造制約など)
- 従来手法 (GA/BO) と比較し、3%程度のシミュレーションコストでの最適化を実現。従来手法と同等以上の解を見つけることに成功 [近藤 ほか, 自動車技術会論文集, 56, 2 \(2025\)](#)



## 川崎重工業様

- **ターボ機械**の設計最適化問題
- 従来より商用最適化ソフトによる遺伝的アルゴリズム (GA) を使用
- **最適化規模が大きくなると最適解の求解までに時間がかかり、開発期間が長期化する**といった課題
- 従来ツールに比べ、**同じシミュレーション回数でもより優れた解**が得られた※

Centrifugal compressor



# QA-BBO: 活用事例 (設計最適化)

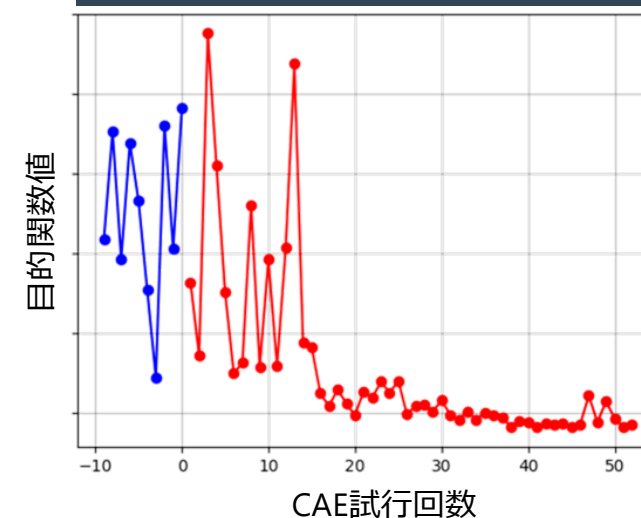
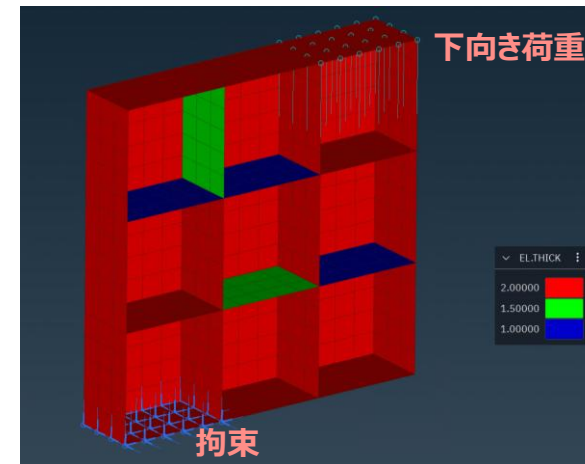
## 本田技研 (四輪研究開発センター) 様

LS-DYNA (非線形動的構造解析ソフトウェア) によるシミュレーションを目的関数とするブラックボックス最適化

- 設計最適化のためのQA-BBOとシミュレーションとの連携の確認用トイモデル
- リブの板厚の最適化 (離散変数: 敷居板12枚の板厚)

```
from amplify_bbopt import *  
  
# シミュレータのインスタンスを作成  
simulator = LS_DYNA(...)  
  
# 最適化対象のパラメータ数  
num_params = 12  
  
# ブラックボックスな目的関数を定義 (変位を返却)  
@blackbox  
def dyna_sim(inp: list[int] = [IntegerVariable(0, 2) for _ in range(num_params)],  
            ) -> float:  
    simulator.update_parameter(inp)  
    solutions = simulator.execute()  
    return solutions.displacement
```

連携を実現するための  
ブラックボックス関数の実装例



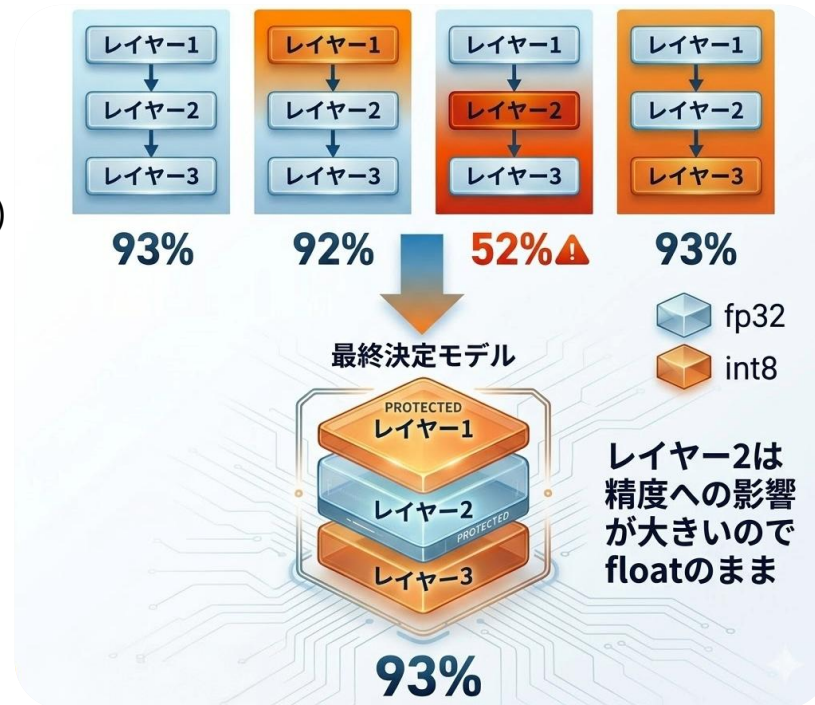
# QA-BBO: 活用事例 (AI)

## 株式会社フィックスターズ (AIBooster チーム)

物体検出 DETR (DEtection Transformer) における混合精度量子化自動精度決定

### ■ 混合精度量子化とは

- モデル重み精度を float (32bit) から int8 へ → 軽量・高速化 (低 latency)  
※特にエッジデバイスやニューラルネットの専用デバイスなどでは量子化が必須のものもある
- **Accuracy 維持 & latency 削減 → レイヤー毎の量子化有無を最適化**
- 量子化の切り替わりでオーバーヘッド
  - int8 と fp32 レイヤーを交互にするより、量子化無しの方が高速
  - **1レイヤーずつ見ても分からない → 全体最適が必要**
- ブラックボックス最適化ツールとして有名な OSS は Optuna
  - TPE やガウス過程など一通りの従来BBO手法が扱える
  - 中～大規模な組合せ最適化には弱い (次元の呪い)
  - そもそも組合せ最適化問題は難しい



レイヤー精度	Accuracy*	Latency ms
全 fp32	42.5 %	87.59 ms
全 int8	34.7 %	47.04 ms

\* mAP ( mean Average Precision )

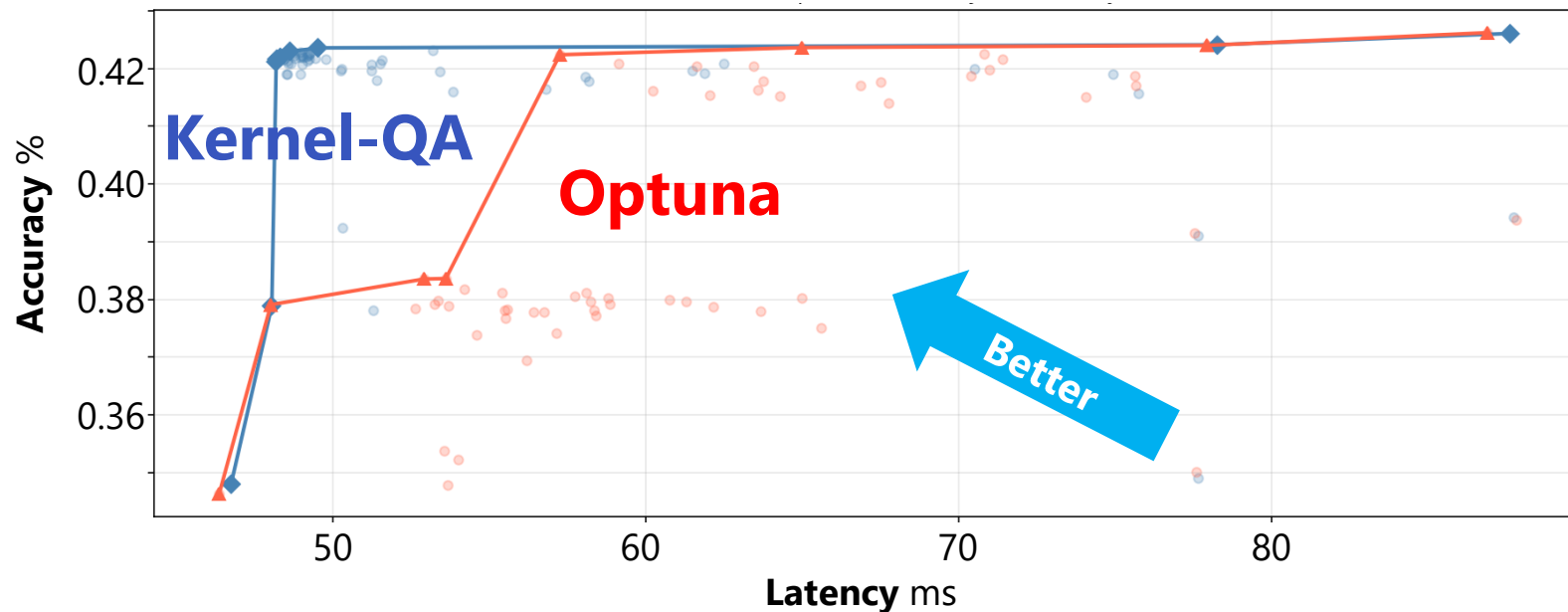
# QA-BBO: 活用事例 (AI)

## 株式会社フィックスターズ (AIBooster チーム)

物体検出 DETR (DEtection Transformer) における混合精度量子化自動精度決定

- Model : DETR (TensorRTエンジン化済みモデル)
- 量子化対象レイヤー数 : 1097
- Calibrator, Quantizer, Compiler & Runtime : TensorRT 10.14.1.48.post1
- Device : RTX3060
- 試行回数 (評価回数) : 50 回 (+初期データの9サンプル)
- Accuracy評価データセット : MS COCO dataset (サブセット1000枚)
- キャリブレーション :
  - データセット : 100枚
  - アルゴリズム : MinMax

レイヤー精度	Accuracy	Latency ms
全 fp32	42.5 %	87.59 ms
全 int8	34.7 %	<b>47.04 ms</b>
QA-BBO解	<b>42.0 %</b>	<b>48.18 ms</b>



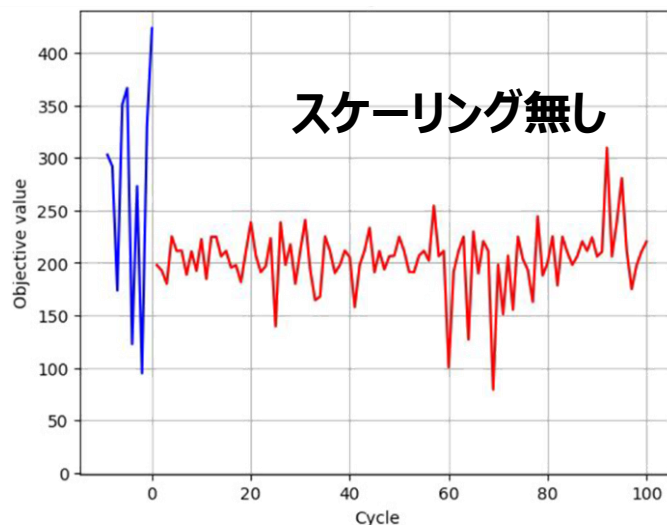
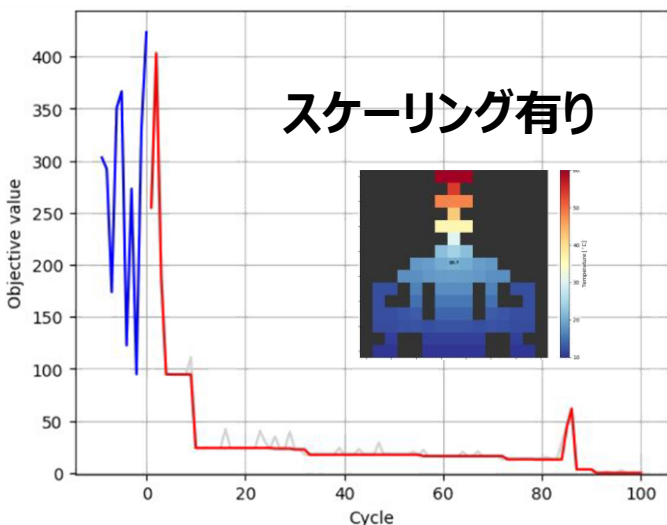
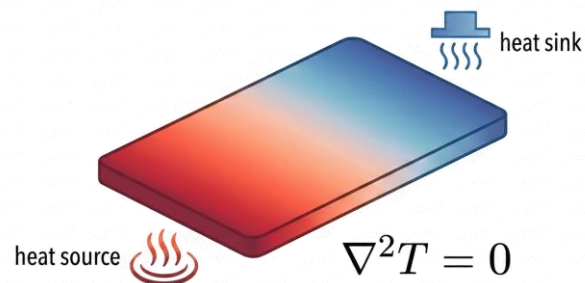
# QA-BBO性能向上の取り組み（紹介）

## 学習データ・スケーリング

- Y. Minamoto & Y. Sakamoto, *arXiv:2501.04225*

- $\hat{y} = -\exp\left(-\frac{y-y_{min}}{\langle y_0 \rangle}\right)$

- 伝熱トポロジー最適化問題への適用例



伝熱トポロジー最適化問題における指数スケーリングの影響

④ 新しい最適入力候補  
でブラックボックス  
関数を評価。

① 新たな入出力ペアを  
学習データに追加

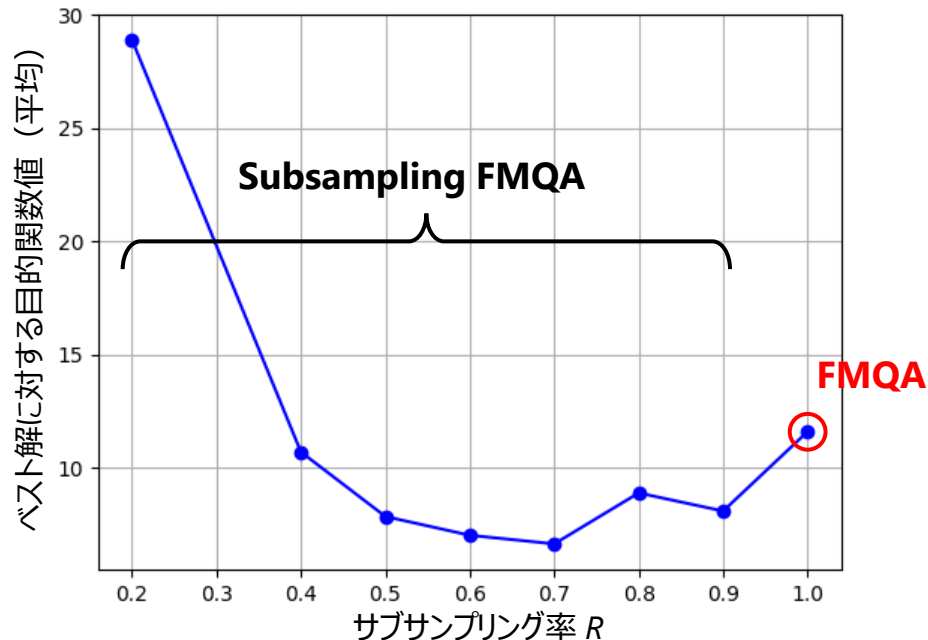
③ モデル関数に基づき  
最適入力候補を取得  
(最適化)

② 学習データに基づき  
モデル関数を構築

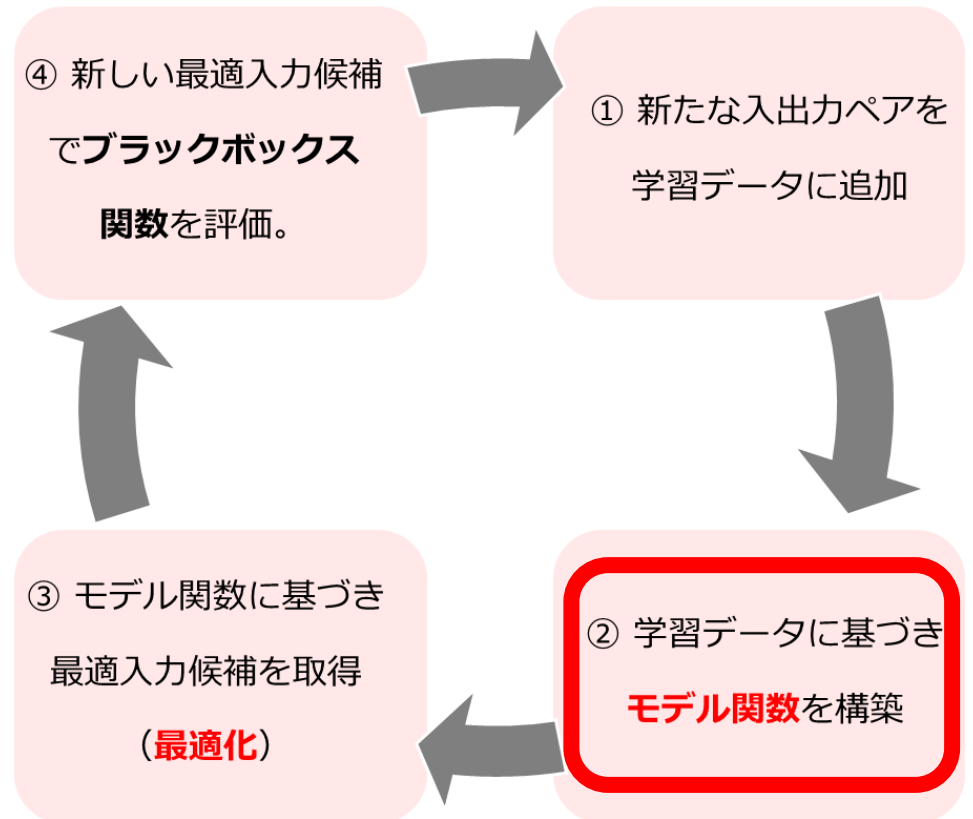
# QA-BBO性能向上の取り組み（紹介）

## 学習データ・サブサンプリング

- M.Nakano *et al.*, *IEEE Access* (2026).
  - サブサンプリング  $D^{(t)} = D^{(t-1)} + S^{(t)} - D_{old}^{(t)}$
- Y. Hama & T. Kadowaki, *Phys. Rev. Res.* (2026).
  - サブサンプリング  $B_\alpha = [R \cdot D_\alpha]$



Rastriginテスト関数におけるサブサンプリングの影響



# まとめ

---

- 量子インスパイアード型の数理最適化事例は（PoC・実稼働共に）拡大中
- 量子インスパイアード型ブラックボックス最適化（QA-BBO）の事例も拡大中。
  - 特に、高次元 and/or 制約付き問題で性能発揮する傾向
  - CAE実行回数の削減により、実質的に計算コスト低減を実現
- QA-BBOは、これまで「ほぼ吊るし」の状態で活用されていた。しかし、
  - QA-BBOはどんどんアップデート中
  - 汎用的な性能が確認された手法は随時 Amplify-BBOpt に機能追加