Fri. Nov 12, 2021

Room-F

Continuours process automation

[2F11-12] Continuours process automation(1)

Chair:Fumitaka Higuchi(Idemitsu Kosan Co., Ltd.)
1:15 PM - 2:15 PM Room-F (Stadio-B/Hakodate Areana)

[2F11] [Invited] Subjects for process automation

○Tetsuo Fuchino[1] （1. Tokyo Institute of Technology）

1:15 PM - 1:45 PM

[2F12] [Invited] Automatic plant operation utilizing AI and big data analysis in waste-to-energy plants

○Hiroshi Kojima[1] （1. JFE Engineering Corporation）

1:45 PM - 2:15 PM

Continuours process automation

[2F13-15] Continuours process automation(2)

Chair:Tetsuo Fuchino(Tokyo Inst. of Technology)
2:30 PM - 4:00 PM Room-F (Stadio-B/Hakodate Areana)

[2F13] [Invited] Leverage multivariate analysis in process industry and outlook for integration into advanced process control

○AKIO YUZA[1] （1. AspenTech Pte Ltd）

2:30 PM - 3:00 PM

[2F14] [Invited] Guidance system for transition operation of chemical plants under real disturbance situations

○Shumpei Kubosawa[1,2] （1. NEC-AIST AI Cooperative Research Laboratory (AIST), 2. Data Science Research Laboratories (NEC)）

3:00 PM - 3:30 PM

[2F15] [Invited] Practical application of autonomous control in petrochemical plants

○Yutaka Yasunami[1] （1. Microsoft Japan）

3:30 PM - 4:00 PM

Continuours process automation

[2F16-17] Continuours process automation(3)

Chair:Masumi Morita(Fujitsu Engineering Technologies Ltd.)
4:15 PM - 5:15 PM Room-F (Stadio-B/Hakodate Areana)

[2F16] [Invited] Application of AI technology to plant asset and control

○Keiichiro Kobuchi[1] （1. Control Center, Yokogawa Products Headquarters, Yokogawa Electric Corporation ）

4:15 PM - 4:45 PM

[2F17] [Invited] Optimization of fluid catalytic cracking (FCC) units utilizing artificial intelligence technology and engineering expertise

○Motoki Irikura[1] （1. Chiyoda Corporation）

4:45 PM - 5:15 PM

©The Japan Petroleum Institute

Continuours process automation

[2F11-12] Continuours process automation(1)

Chair:Fumitaka Higuchi(Idemitsu Kosan Co., Ltd.)

Fri. Nov 12, 2021 1:15 PM - 2:15 PM Room-F (Stadio-B/Hakodate Areana)

[2F11] [Invited] Subjects for process automation

○Tetsuo Fuchino[1] （1. Tokyo Institute of Technology）

1:15 PM - 1:45 PM

[2F12] [Invited] Automatic plant operation utilizing AI and big data analysis in waste-to-energy plants

○Hiroshi Kojima[1] （1. JFE Engineering Corporation）

1:45 PM - 2:15 PM

©The Japan Petroleum Institute

自動化に向けた課題：ISA-TR-106 より

(東工大) ○(正)渕野（ふちの） 哲郎（てつお）

1. はじめに

近年、プロセス産業／石油プロセス産業において、製造の合理化、少人化による省コスト化に加えて、オペレータの操作ミスによる重大事故の発生防止を目指して、連続プロセスのスタートアップ、シャットダウン操作を含む、非定常操作における自動化に向けた動きが活発化し、そのための技術要件や必要な要素技術の開発、運転支援システムの開発やAIの活用などが検討されてきている。

経営情報部会では、2020年に「連続プロセスオペレーション自動化基盤技術の調査」WG（WG2）を設立し、ISA-TR106; “Procedure Automation for Continuous Process Operations” [1], [2]を参考として，プロセス運転の自動化への取り組み方法を調査・検討を行ってきた。このISA-TR106のエッセンスを概観したのち、TR-106 が前提条件として、これまで議論がなされてこなかった課題について論ずる。

2. ISA-TR106 の概要

ISA の出版物は、S で始まる Standard と TR で始まる Technical Report に大別でき、TR-106; “Procedure Automation for Continuous Process Operations”は、後者に分類される。この Technical Report は、2 冊に分かれており、1 冊目 TR-106.00.01-2013[1]には、”Models and Terminology”の副題がつき、2 冊目 TR-106.00.02-2017[2]には、”Work Processes”の副題がつく。TR-106 は、連続プロセスの運転における手順(Procedure)の自動化をテーマとし、手順の自動化に関するグッドプラクティスをまとめ、自動化された手順を産業用のシーケンサーや基本プロセス制御システム（BPCS）へ組み込むための戦略の導出を目的としている。

3. TR-106.00.01-2013

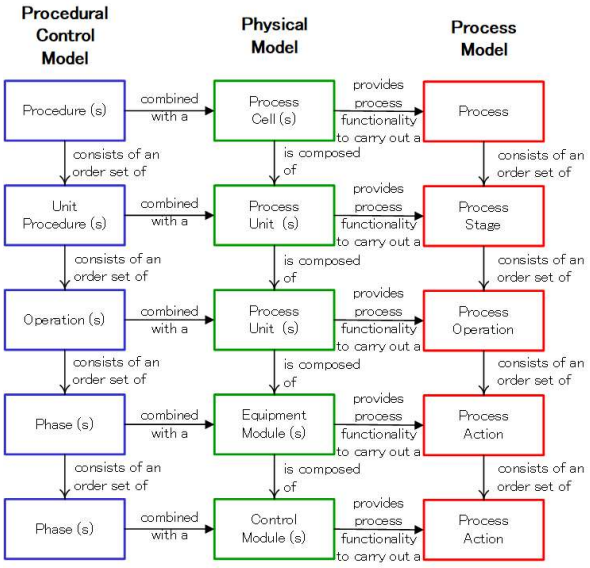


図-1 S88.01-1995 モデル

TR-106.00.01 は、バッチプロセスオートメーションの規格である ANSI/ISA-S88.01-1995[3]を連続プロセスの非定常操作に適応したものである。ANSI/ISA-S88.01 では、エンジニアリングを、Procedure の階層化構造を表す「Procedural Control Model」、Equipment の階層化構造を表す「Physical Model」、そして Process Function の階層化構造を表す「Process Model」の 3 つのモデルのアソシエーションとして表し、1995 年に発表された 1st Edition では、図-1 に示すように、「Procedure」を「Equipment」に作用することで「Process Functionality」を発現する、バッチオペレーションを定義するモデルを提示している。

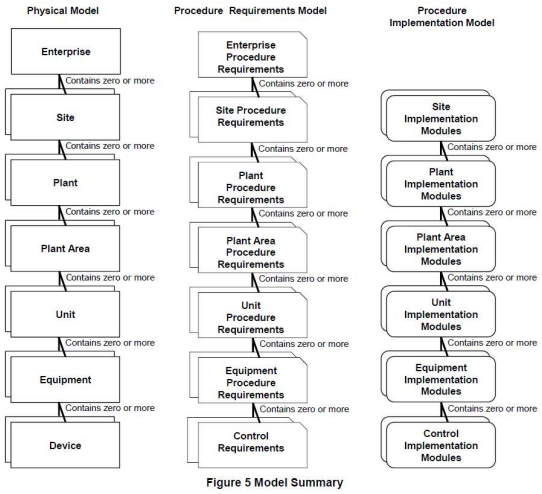


図-2 TR-106.00.01 のモデル（TR-106.00.01[1]より抜粋）

TR-106.00.01 では、「Physical Model」、「Procedure Requirements Model」、「Procedure Implementation Model」の 3 つの階層化構造を有するモデルの組み合わせにより、連続プロセスオペレーションを表し、図-2 では、「Physical Model」であらわされるプロセスモジュールによって、必要なプロセス状態を得るための「Procedure Requirement」を実行するための「Procedure Implementation」が導出されることを表している。S88.01 モデルと、TR-106.00.01 モデルとは、操作要求を「Process Model」とするか、「Procedure Requirement Model」とするかの違いはあるが、根本的には大きな差はない。また、両モデルとも Physical、Process、Procedure Models（特に Physical Model）の「モジュール化」技術に基づくという点でも同じであり、モジュール化に対して技術的な問題がないことを前提としている。

4. TR-106.00.02-2017

TR-106.00.02-2017 では、ライフサイクルを通じて、意図通りの自動化された手順を維持管理してゆくための参照モデルを規定して、実装のための仕組みを定義している。

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.

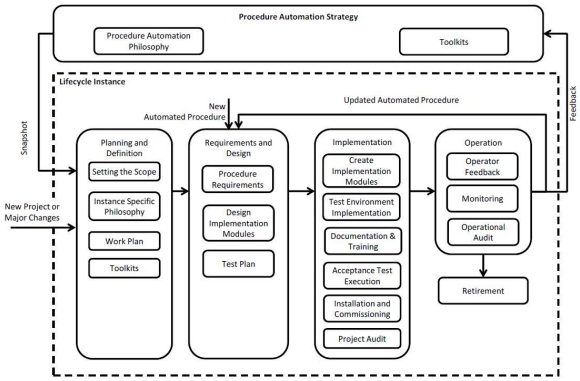


図-3 TR-106.00.02 の自動化された Procedure のライフサイクルリファレンスモデル(TR-106.00.02 より抜粋)

図-3 では、ライフサイクルアクティビティを、「Procedure 自動化戦略」レベルと、「ライフサイクルインスタンス」レベルの 2 段階に分け、前者レベルで、実装、実行結果と Procedure 自動化思想との間の整合性を管理し、後者レベルで、前者レベルから出力された「Procedure 自動化思想」に基づき、Procedure 自動化の計画、要求定義を行い、設計、実装、実施を、PDCA サイクルにより管理する仕組みを規定している。図-3 のリファレンスモデル自体は、ソフトウェア開発などで用いられる V 字モデルと同様であり、図-2 のモデルが、自動化のための Procedure 設計を表すことができることを前提として、Generic なモデルである。

5. 連続プロセスの自動化に向けた課題

3, 4で述べたように、TR-106.00.01、TR-106.00.02 は、モジュール化技術が前提であり、それはプロセス／プラントを構成する機器、操作要求（プロセス要求）、そして実装される操作を、階層間で整合するようにモジュール化するための技術のことである。前述したように、TR-106 は、ISA-S88.01 を連続プロセスに拡張したものであり、ISA-S88.01 もモジュール化技術が前提となる。しかし、バッチプロセスオペレーションでは、モジュール化に様々な組み合わせが存在し、それによって、Building Block としてモジュールの汎用性に影響することはあっても、モジュール化によって自動化自体を阻害することは稀である。

バッチプロセスを構成する機器が、それぞれ単独で機器モジュールの最小単位となりうること、機器のオペレーションが、複数の操作モジュールよって構成されるが、各操作は機器モジュール内で完結する特徴を持つ。これであれば、プラントを構成する機器をどのようにモジュール化したとしても、機器モジュールと操作モジュールが入れ子状態となることはない。これは、物質の流れと、操作の流れが等しいことに起因する。

対して、連続プロセスでは、流通していなければ、安定な状態に保つことができないため、物理的なモジュールを構成するためには、循環オペレーション（ブロック運転）をするためのプロセス構造を設計しておく必要がある。しかし、これだけであれば、モジュールサイズが多少大きくなることと、モジュールの起動条件や終了条件を考慮して、モジュール間の動作順序を設計する必要性が生ずるだけで、バッチプロセスオペレーションとの差はない。何故ならば、モジュール間、モジュール内の操作順序と、物質の流れとが整合するが故である。

バッチプロセスと連続プロセスの最大の違いは、生産性にあり、連続プロセスは製造コストの低減、省エネルギーを目的として、初期設計に加えて、リバンプ設計において、熱回収や熱統合のために HEN（熱交換器網：Heat Exchanger Network）設計や変更設計が行われる。特に近年では、エネルギー価格の高騰に加えて環境への配慮から、PDM（Pinch Design Method）により、最小必要用益量（Minimum Required Utility）まで熱回収が行われるようになってきている。熱回収に余裕があり、モジュール内だけで熱回収が行われているのであれば問題はないが、プロセス概念設計のモジュール間で熱回収が行われるようになると、物質の流れは物理的なモジュールと操作モジュールの間で整合したとしても、エネルギーの流れがモジュール間で相互作用を生む。この問題を解決するためには、

(1) 干渉しあうモジュール間で同期をとる
(2) 干渉する機器に必要な装置を加えて、どちらかのモジュールだけに組み込む

必要がある。しかし、(1)は、干渉するモジュールを一つのモジュールに組み込むことを意味し、オペレーションの階層化が困難となる。このことは、モデルの保全性が低下することを意味し、変更を管理するために多くの労力を必要とし、自動化の実行可能性は低下する。(2)は物理的なアイソレーションや、単独に操作を行うための装置、安全操作に必要な装置の追加が必要となり、それらの追加装置にかかわる操作を、既存の操作モジュールに加えなければならない。これら装置の追加と操作の追加は、装置の複雑化と操作の複雑化を招き、結果としてリスクの増大を生み、許容リスクを超えると、さらなる安全対策が必要となり、自動化は困難となる。

連続プロセスの自動化に向けた課題とは、モジュール化の問題であり、技術的には物質の流れと、エネルギーの流れがモジュールを介して整合しないことに起因する。この問題は、単独で物理的な機器のモジュール化を行っていたのでは解決にはならない。機器モジュールと操作モジュールが整合するように、機器のモジュール化を行う他ない。

6. Startup Block Operation を初期概念設計で考慮することで熱回収システム設計においてモジュール化を行った例

化学プロセスの操作性、安全性を含めて、オペラビリティはプロセス構造に依存する。逆に言えばオペラビリティを確保するためには、許容されるオペラビリティを制約条件としてプロセス構造を決定しなければならない。そして、基本的なプロセス構造が決定されるのは、一般にオペレーションが設計されるとされる詳細設計段階ではなく、概念設計段階の早い時期である。このことは、連続プロセスの自動化において、例えばプラントのスタートアップ操作を考えたとき、ブロ

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.

ック運転を可能にするためのプロセス構造、すなわちブロック運転としての操作要求を満たす、プラント機器のモジュール化は、概念プロセス設計の早い時点である、BFD (Block Flow Diagram)設計段階で考慮されなければならないこと示している。

Fuchino, *et. al.* (2018) [4]は、メタノールを出発原料として、MTO (Methanol To Olefin)プロセスの中間原料となる Di-Methyl Ether (DME)の製造プロセスの概念設計を例に、ブロック運転に対する操作要求を制約として BFD 設計を行い、それに基づき Preliminary PFD 設計、HEN 設計を含めた PFD 設計を行った。ここでは、この設計結果を用いて、スタートアップのためのブロック運転に対する操作要求を満たす PFD 設計の可能性について考察する。

表 1 に、BL における原料、製品、ユーティリティ取り合い条件を示す。原料として、Methanol (Me-OH)プロセスの粗メタノールセパレータ液を原料とするため、原料には約 25mol%水が含まれ、Me-OH 合成ループにおける未反原料である CO_2 が約 0.5mol%溶け込んでいる。

表 1 設計要求(一部)

Item	Specification
Feed Me-OH	75mol % Me-OH+25mol% Water
	30[C], 1.013[bar] Liquid(@BL)
	Impurity: containing a saturated amount of CO_2
Product	99.5 wt% DME (+Me-OH)
	46[C], 11.4[bar] Liquid (@BL)
Production rate	1500 (t/day)
Utilities	Heating Steam: 12[bar] saturated (=190[C])
	Cooling Water: 30[C] supply, 38[C] return
	LP high purity N_2 available
Waste Water	99wt% (less than 1wt% of Me-OH)

表 2 技術移転情報(一部)

Category	Item	Transferred Information
Main Reaction	Thermochemical equation	$2CH_3\text{-}OH(g) \rightarrow CH_3\text{-}O\text{-}CH_3(g)+H_2O(g)+11770[kJ/kmol]$
	Catalyst	Gamma Alumina
	Catalyst Deactivation	Condensed Water
	Normal Operating Region	250[C] to 400[C] without no side reaction
	Kinetic Model	$-r_M=k_0\exp(-Ea/RT)p_{Me\text{-}OH}\text{-}k'_0\exp(-E'_a/RT)p_W$ r_M[kmol/m^{3}cat-h], $P_{Me\text{-}OH}$[kPa], P_W[kPa], k_0=1.21x10^6[kmol/m^{3}cat-h-kPa], E_a=80.48x10^3[kJ/kmol] k'_0=5.07x108[kmol/m^{3}cat-h-kPa], E'_a=11.83x10^4[kJ/kmol] T[K], R=8.314[kJ/K-kmol]
	Equilibrium Model	Refer to Ghavipour, M. and R.M.Behbahani, J of Ind. Eng. Chem., 20,1941-1951(2014)
Side Reactions	Me-Oh reaction	Me-OH ⇔ $2H_2$ + CO, Me-OH ⇔$3H_2$+CO_2 (less than 250[C])
	Olefin reaction	nDME ⇔$2C_nH_{2n}$ + n H_2O (more than 400[C])
Corrosion	SUS	Deposits under carbonate pitting
	CS	Deposits under carbonate uniform corrosion
Physical properties estimating equation		PRSV

表 2 には、開発からプロセス設計へ伝達される技術移転情報の一部を示す。触媒はγアルミナベースであり、凝縮水の存在によって被毒されるため、反応器に原料が供給さえる前に、水を分離する必要がある。また、原料に含まれる CO_2 の存在は、Carbonate Pitting の危険性が予測されるため、Me-OH Separator に入る前に、CO_2 を Light End として分離することとした。更に、触媒が、凝縮水によって触媒が被毒されることは、スタートアップ時の反応器 Heating Up に、実流体を用いることができないことを表し、Hot N_2 を熱媒体とすることとし、反応器を Hot N_2 循環システムと合わせて独立したモジュールとした。反応器出口の蒸留分離プロセスは、Direct Sequence とし、反応器出口流体下流の Me-OH Separator は、供給原料中の水を分離するための Me-OH Separator と統合し一塔とすることで、運転および維持管理を必要とする装置の数を減らしている。 反応器入口、出口配管および機器の加熱には、加熱媒体として Me-OH Separator Distillate の Me-OH を用いる。反応器の加熱が独立に行われることから、スタートアップにおける反応器入口、出口の Heating 操作では、熱媒体となる Me-OH は、反応器をバイパスし、バイパスした Me-OH は凝縮された後に供給原料ラインに戻される。反応器入口、出口および反応器の Heating Up 段階では、DME が生産されていないため、DME Separator はこの段階では起動の必要がないため、独立したモジュールとして取り扱う。以上より**図 4** に示す BFD を得ることができ、3 種類の色に分けて示すようにモジュール化を行うことが可能となる。

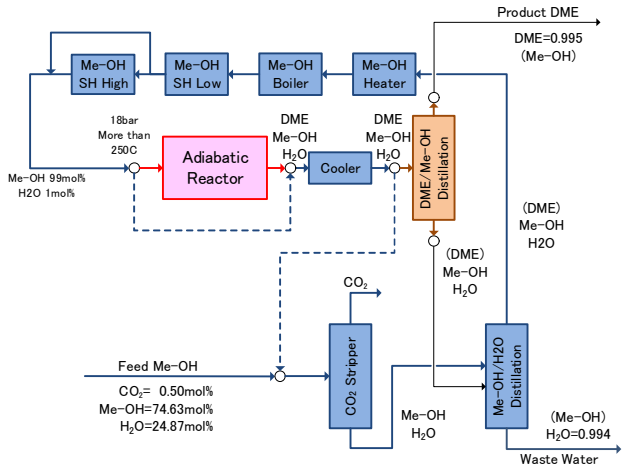


図 4 Startup Block Operation を考慮した BFD (Block Flow Diagram)

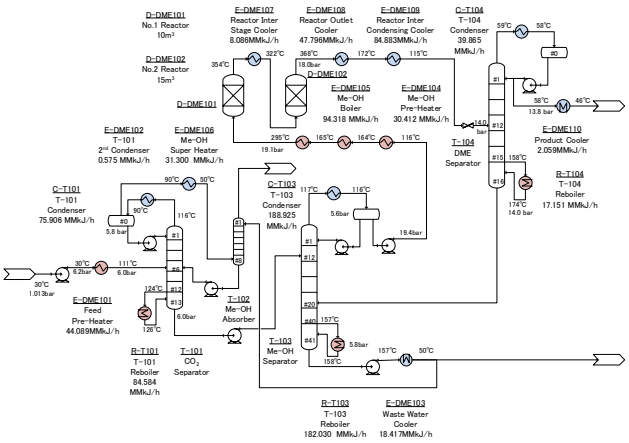


図 5 HEN 設計のための Preliminary PFD 設計

図 4 に示す基本 Scheme に従い、各単位操作ごとに設計を行い**図 5** に示す Preliminary PFD (Process Flow Diagram) 設計を得ることができる。ここでは、HEN はまだ設計されていない。各流体(青で表す低温流体、オレンジで表す高温流体)の必要加熱量と必要冷却量を算出する。

図 5 の必要加熱量を必要冷却量を及び温度プロファイルを入力として、Δ Tmin=20[K]として熱解析(Problem Table)を行い、Grand Composite Curve を得た。これにより、124℃(低

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.

温流体基準)で Pinch Point が存在することが確認された。

求められた Pinch Point に対して、Pinch Point をまたいで熱交換が行われないように(最大熱回収を達成できるように)、PDM(Pinch Design Mrhod)により、Grid Diagram 上で熱交換器網の設計を行う(**図 6**)。この時、図 4 のモジュール内での熱交換に限ることとすることで、物質の流れとエネルギーの流れとスタートアップ操作の間で不整合とならないように留意した。反応器入口／出口間の熱交換に加えて、反応器入口流体と、Me-OH Separator Bottom の Waste Water Cooler との間で熱交換を行う結果を得た。図4のモジュール内だけの熱交換で、最大熱回収を達成することができた。

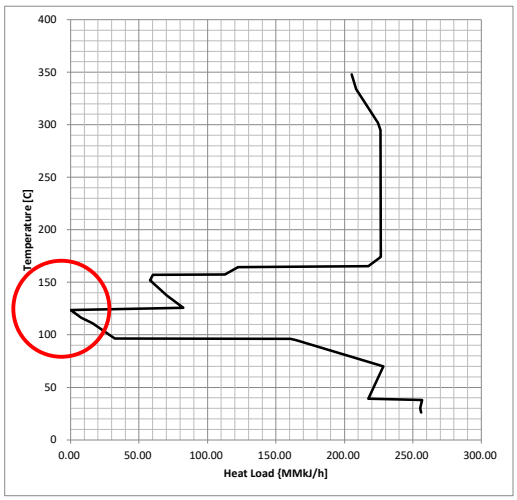


図 6 熱解析結果(Grand Composite Curve)

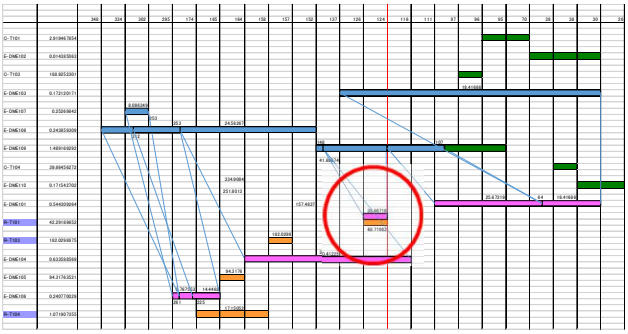


図 7 Grid Diagram による HEN 設計

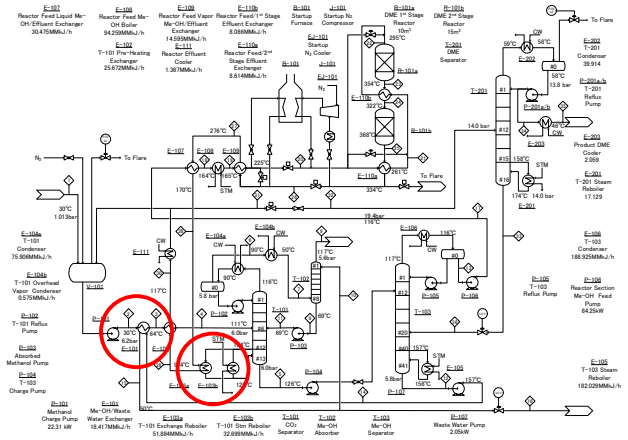


図 8 Start Up Block Operation を考慮した PFD(Process Flow Diagram)

Grid Diagram 上での HEN 設計結果をフローシートシミュレーション上で実現させ、図 8 の Start Up Block Operation を考慮した PFD(Process Flow Diagram)を得ることができた。

7. おわりに

連続プロセスの自動化に向けた課題として、モジュール化の問題を指摘した。これは、物質の流れと、エネルギーの流れがモジュールを介して整合しない場合に生じ、この問題を解決するためには、最大熱回収を達成する HEN の Heat Match が、モジュールを超えて熱交換することがないようにモジュール化を行うほかにはない。DME プロセスの概念設計を例に、BFD レベルで操作要求を考慮したモジュール化を実施し、モジュール内だけで熱回収を行うように HEN を設計することで、自動化の要件を満たすモジュール化の可能性があることを示した。しかし、この例題で最大熱回収を可能にして、モジュール化を行うことができた最大の理由は、CO_2 Stripper の Reboiler 熱負荷が、Upper Pinch Pint 上に現れるように、たまたま Stripper 操作圧力を設定することが出来たことに寄る。連続プロセスの自動化を技術として確立するためには、HEN 設計制約及び操作設計制約を同時に満たしたモジュール設計方法の確立が不可欠であろう。

参考文献

[1] ISA. ISA-TR106.00.01, “Procedure Automation for Continuous Process Operations –Models and Terminology,” August 2013.

[2] ISA. ISA-TR106.00.02, “Procedure Automation for Continuous Process Operations – Work Processes”, May, 2017.

[3] ISA. ANSI/ISA-S88.01, “Batch Control Part 1; Models and Terminology”, October, 1995

[4] Tetsuo Fuchino, Teiji Kitajima, and Yukiyasu Shimada, “Representation of Process Design Rationale for Change Management”, Proceedings of PSAM 14 Probabilistic Safety Assessment and Management, September, 14-21, Loss Angels, CA, USA, 2018, Paper 250.

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.

AI･データ分析による廃棄物処理施設の自動運転技術

こじま ひろし
（ＪＦＥエンジニアリング株式会社）○小嶋　浩史

1. 緒言

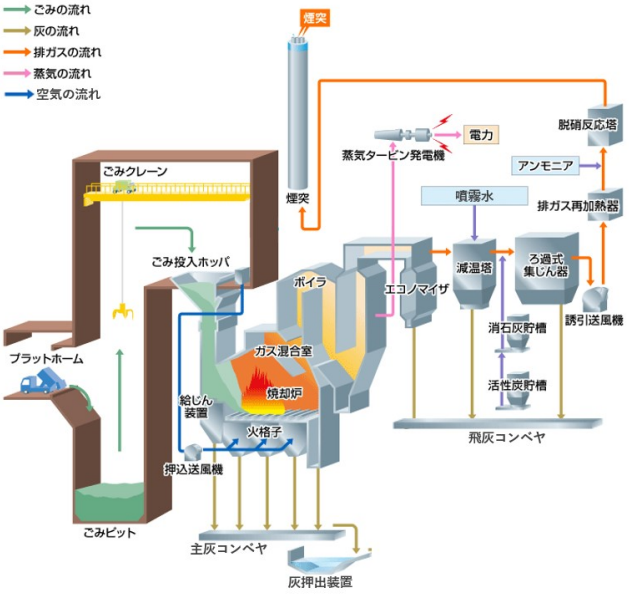
全国の地方自治体が管理している一般廃棄物処理施設は､全国に約 1,100 工場が稼働中で､年間約 4300 万 ton のごみを各施設の環境管理基準に基づき安定な処理をしている。

昨今、少子高齢化、労働力不足が進んでいる社会背景の中、これら一般廃棄物処理施設では、建設後の運営業務を民間事業者へ委託する DBO(Design Build Operate)方式や長期包括運営方式等の採用が主体となっている。このため、施設内の廃棄物焼却炉を安定・安心に運転するベテラン運転員の不足が顕在化し、運営サービスの向上を図る上での課題となりつつある。当社は、この課題の解決に向けて運営施設の無人化、つまり全自動運転を目標として、自動化・高度化の取り組みを進めている。

本稿では、この取り組みの 1 つである廃棄物処理施設の焼却炉の運転操作を全自動化する技術(以下、自動運転システム)である、焼却炉自動運転 AI システム「BRA-ING®」(ブレイング) ※1 の概要と導入により得られている効果を紹介する。

2. 自動運転システムの概要

第 1 図に一般廃棄物処理施設の全体図を示す。主要装置である焼却炉の多くには、自動燃焼制御装置（Automatic Combustion Control：以下 ACC）という、ごみの燃焼を自動制御する装置が適用されており、焼却炉に投入するごみ質の変動があっても、ACC の制御により自動で安定なごみの燃焼状態が維持されている。しかしながら、ごみピットでのごみの攪拌が十分にできない場合に、焼却炉へ投入するごみ質が大きく変動してしまうことがある。ごみ質の変動が大きくなると、ACC のみでは安定な燃焼状態を維持することが困難となり、運転員は監視制御装置（Distributed Control System：以下 DCS）の監視画面の各種プロセスデータと工業用監視カメラ(Industrial TeleVision：以下 ITV)のモニタ映像から



第 1 図：一般廃棄物処理施設の全体図

ら燃焼状態を確認し、ACC の制御可能な燃焼状態へ復帰させる操作（以下、介入操作）を行っている。自動運転システムは、この運転員が行っている介入操作を自動化する技術である。

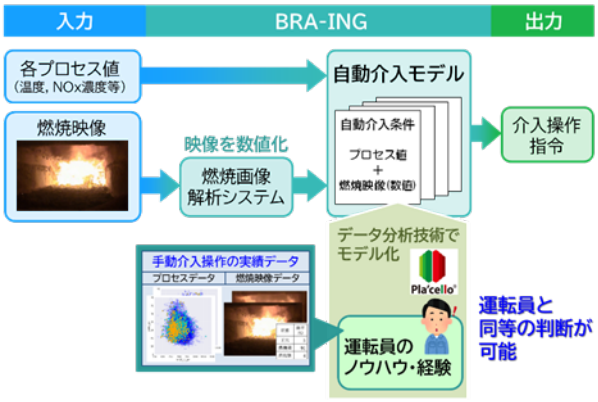
第 2 図に自動運転システム導入前後における廃棄物焼却炉の運転イメージを示す。従来の運転では、運転員が DCS のプロセス値や警報と ITV の燃焼映像を常に監視し、焼却炉内の燃焼変動に対する手動介入操作を行なっていた。これに対し、自動運転システムが運転員に代わり介入操作を行なうことで、運転員の監視操作業務が不要となる。



第 2 図：廃棄物焼却炉の運転イメージ

第 3 図に本システムの概念図を示す。自動運転システムの主に 2 つの機能がある。1 つは、運転員が

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.



第 3 図：本システムの概念図

焼却炉の運転時に、各プロセスデータを監視し、燃焼改善が必要と判断した際に行ってきた介入操作のデータから、機械学習によりこれらの操作内容をモデル化した、“自動介入モデル”。もう 1 つは、AI 技術を活用し、ITV モニタ映像から燃焼の良し悪しの状態を数値化する“燃焼画像解析システム”である。

(1) 自動介入モデル

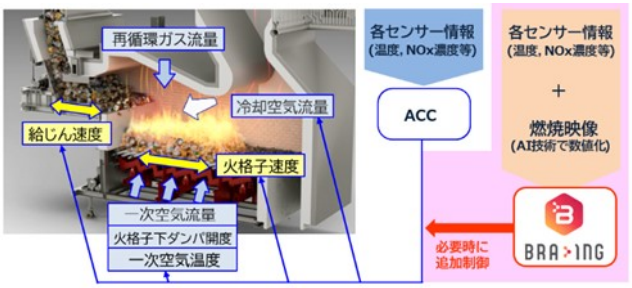
運転員が介入操作を行なう操作項目は複数ある。自動介入モデルはこれらの操作が実施されたプロセスデータの値やタイミング、介入操作を行う際に複数の操作項目の中から操作する項目、及び操作量、そして、介入操作から ACC に戻す条件等を分析した結果から得られている。本モデルにより運転員が経験により習得してきた介入操作がプログラム化できている。なお、モデルの作成迄には、長期間に渡るさまざまデータから介入操作の開始と終了時の判断と介入開始時の操作量に関する分析を行っている。

(2) 燃焼画像解析システム

廃棄物焼却炉の運転員は、さまざまなプロセスデータと同様に、燃焼炉内を監視するカメラ映像を ITV モニタで監視し、燃焼状態の良し悪しを判断している。燃焼画像解析システムは、AI 画像解析技術を活用し、運転員が常に監視している焼却炉内のごみの燃焼状態の良し悪しを運転員に代わり判断する機能を有している。ここで行う判断とは、燃焼状態の良し悪しを数値化することであり、その数値はプロセスデータと同様に自動介入モデルに取入れて自動操作の判断に活用している。

(3) 自動操作項目

第 4 図に自動操作項目を示す。焼却炉の運転操作は、ごみを焼却炉に供給する給じん装置、燃焼する速度を調整する火格子、燃焼空気や燃焼温度を制御する各種空気量など、BRA-ING は運転員が介入操作を行なうすべての項目を自動で操作する。



第 4 図：自動操作項目

(4) 自動運転システムの経緯

自動介入モデルと燃焼画像解析システムで構成している自動運転システムは 2018 年 10 月に当社が運営をしている一般廃棄物処理施設へ導入を開始し、システムの調整と機能の強化を行い、2019 年 2 月には本格的に自動運転の活用を開始した。自動運転システムを活用した運転で、良好な結果が得られたこともあり、2019 年度末には 4 施設へ導入を拡大し、継続的に運転確認を行いながら技術強化と商品化を進めてきた。そして 2020 年 7 月には商品名「BRA-ING」として、商品リリースしている。商品化後も導入を拡大しており 2021 年度末には 8 施設での活用となる。

3. 導入効果

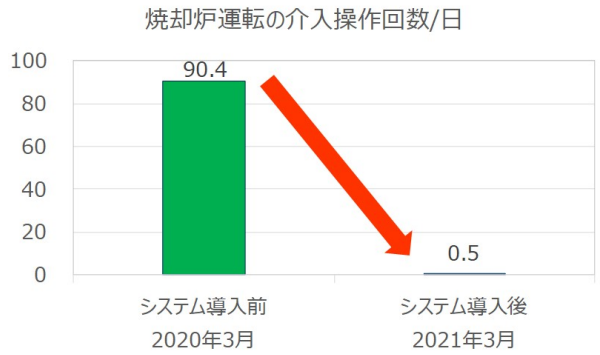
3.1 手動介入操作回数

従来の自動運転システムを BRA-ING(以下新システム)へ更新した施設における運転結果は、何れも 2 週間以上に渡り “完全自動運転（手動介入操作ゼロの運転)” を達成している。ここでは、新システムを導入した施設の運転で得られた効果を紹介する。

第 5 図は新システム導入前後で一日あたりの平均介入操作回数を整理した結果である。

本施設には 2021 年 2 月に新システムを導入し、2 月後半に初期調整を完了、その後継続して活用をしている。

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.



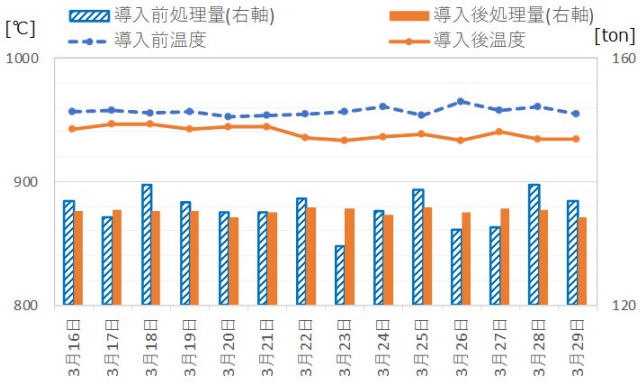
第 5 図：新システム導入前後の介入操作回数

今回、データの整理期間を、導入前は 2020 年 3 月、導入後は 2021 年 3 月の同じ 2 週間とした。

この結果から、運転員が安定燃焼のために行っていた介入操作がほぼなしで、焼却炉の運転ができている。

3.2　燃焼安定性

第 6 図に燃焼の安定評価として、燃焼管理温度とごみ処理量のデータを整理した結果を示す。これより、日々のごみ処理量が安定化していることが確認できている。



第 6 図：システム導入前の運転状況

表 1 に、第 6 図で 1 日の平均としていた燃焼管理温度を 10 分サンプリング値で標準偏差を整理した結果を示す。表 1 より燃焼管理温度の標準偏差が 22%低減し、燃焼の安定性向上が確認できている。

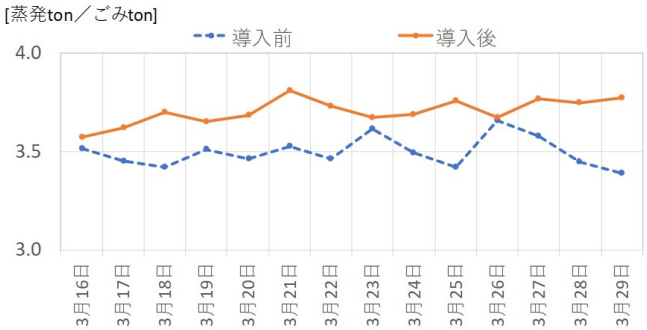
表 1．燃焼管理温度の標準偏差

	①導入前	②導入後	安定性評価 (①-②)÷①
燃焼管理温度 標準偏差	16.9	13.2	22%

3.3　エネルギー回収効果

一般廃棄物処理施設の約 4 割弱は、ごみの燃焼で高温・高圧の蒸気をボイラで発生させ、この蒸気をタービン発電機に供給することで電気エネルギーを回収する発電設備を有している。このため、安定な燃焼を継続すれば同じごみ処理量において発生する蒸発量が増加すると、蒸気タービン発電機で発電する電力量も増加し、エネルギー回収効率の向上に寄与する。今回のシステム導入前後の運転期間では、焼却炉から発生する蒸発量をごみの処理量で割った値である、ごみ ton 当たりの蒸発量（以下；蒸発量原単位）で評価をした。

第 7 図に運転期間の 1 日平均の蒸発量原単位の推移を示す。この期間の平均蒸発量原単位は、システム導入前の 3.48[蒸気 ton/ごみ ton]に対し、導入後は 3.67[蒸気 ton/ごみ ton]となり、蒸発量原単位は 5.4%向上している。



第 7 図：1 日毎の蒸発量原単位推移

以上の結果から、新システムを既存の施設に導入したケースにおいても、運転員による焼却炉の介入操作がなくなり、より安定な運転ができていること、更に、エネルギー回収の向上にも繋がっていることが確認できている。また、今回、新システムの調整期間は 2 週間程度であり、従来の約半分の期間でこれらの結果が得られたことは、商品化時に行った技術改良の効果でもある。

4.　今後の展望

廃棄物処理施設の運営形態の変化と DX（デジタルトランスフォーメーション）による変革に伴い、一般廃棄物処理の建設や運営事業に係わるプラントメーカは、最新の IoT、データ分析、AI 技術の活用を

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.

加速している。当社は、本稿で紹介した、廃棄物焼却炉の自動運転に続いて、自動化の範囲を拡大し、運営事業全体の無人化を目指した開発を進めている。

くらしの礎を「創る」、「担う」「つなぐ」企業として、豊富な知見と最先端の技術で「グリーン」・「デジタル」をキーワードとして、循環型社会の形成及び環境保全へ貢献していく所存である。

参考文献

1）小嶋、鈴木：廃棄物資源循環学会誌
第 32 巻第 2 号 特集「情報・センサー技術の活用による循環経済の推進」(2021. 3)

※1 :「BRA-ING」及び「ブレイング」は、JFE エンジニアリング(株)の登録商標である。

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.

Continuours process automation

[2F13-15] Continuours process automation(2)

Chair:Tetsuo Fuchino(Tokyo Inst. of Technology)

Fri. Nov 12, 2021 2:30 PM - 4:00 PM Room-F (Stadio-B/Hakodate Areana)

[2F13] [Invited] Leverage multivariate analysis in process industry and outlook for integration into advanced process control

○AKIO YUZA[1] （1. AspenTech Pte Ltd）

2:30 PM - 3:00 PM

[2F14] [Invited] Guidance system for transition operation of chemical plants under real disturbance situations

○Shumpei Kubosawa[1,2] （1. NEC-AIST AI Cooperative Research Laboratory (AIST), 2. Data Science Research Laboratories (NEC)）

3:00 PM - 3:30 PM

[2F15] [Invited] Practical application of autonomous control in petrochemical plants

○Yutaka Yasunami[1] （1. Microsoft Japan）

3:30 PM - 4:00 PM

©The Japan Petroleum Institute

プロセス産業における多変量解析の活用と高度制御への展望

(AspenTech Pte Ltd) ○油座 章雄

1. 緒言

石油・ガス、化学業界における課題の 1 つが、品質、生産量、エネルギー消費などプロセス変動に影響を与えている多数の複雑なプロセス変数群を解析することにあります。近年、ビッグデータ活用の機運が高まる中、多変量解析モデルを活用し、従来では解析が困難であった事象を解析する試みが活発になっております。更には多変量モデルをベースとした高度制御への応用も期待されております [1) 2)]。本セッションでは、石油化学産業における多変量解析応用例や多変量モデルと高度制御への展望について講演いたします。

2. 実験

PLS(部分最小二乗回帰)を用いたバッチプロセス反応の解析手法を紹介します。本手法では元変数の線形結合として"成分" として知られる、新しい潜在変数スペースを構築します。部分最小二乗は観測された応答値を考慮しつつ、信頼性が高い予測力をもつ多変量モデルを作成することができます。これにより、プロセス運転過程において各変数からの最終予測値や変数同士の因果関係の解析が可能になり、作成された多変量モデルは品質や転化率といったプロセス課題における強力な解析ツールとなります。近年は多変量モデルのもつ柔軟性や予測力の活用を視野に、高度制御への多変量モデル組み込みといった新しい試みが始まっており、こちらの最新技術動向についてもご紹介いたします。

3. 考察

石油化学プロセス例や除草剤バッチ反応例をもとに、PLS を活用した最適化や品質不良等における因果関係を解析した事例を紹介。バッチ反応ではデータ構造(Fig 1)と時系列データアライメント処理(Fig 2)などの技術的ポイントが解析において重要な鍵となっております。また、バッチポリマー反応を例に APC への多変量モデル組み込みによる品質制御、安定化の事例についてもご紹介いたします(Fig 3)。

Fig 1. Batch Operation Data Structure

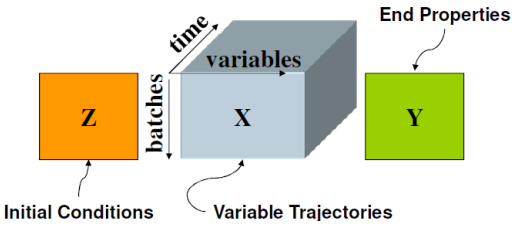


Fig 2. Trajectory Data Alignment for PLS

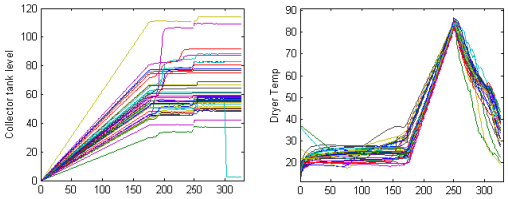
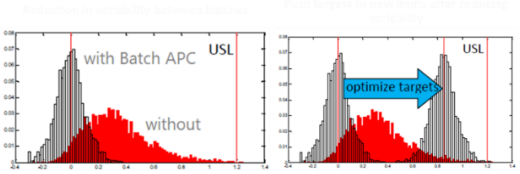


Fig 3. Multivariate models integration into APC for batch process



1) *Ind. Eng. Chem. Res.* **2002,** *41,* 1805-1814
2) *Ind. Eng. Chem. Res.* **2003,** *42,* 3334-3345

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.

外乱が生じる実環境に対応した化学プラントの運転変更ガイダンス

(産総研・ＮＥＣ)○窪澤 駿平（くぼさわ しゅんぺい）

１．はじめに

化学プラントでは，制御の自動化による安定生産，すなわち定常状態の維持などを目的として，モデル予測制御（MPC）など高度制御の導入が進められてきた。生産量や製品組成の変更など，非定常状態が関与する変更操作についても自動化が進みつつある [1)]。自動化と並行して，生産量最大化や用役使用量削減，変更操作時間の短縮などの最適化も，長年取り組まれてきた。加えて，プラントは一般に屋外に設置されるため，近年増加するゲリラ豪雨など天候急変の影響を受ける。天候変化だけでなく，フィード組成変化などの外乱，あるいはセンサドリフトなどの不調への対応など，プラント運転を担うオペレータには，予期せぬ広範な事象への対応能力，すなわち熟練が求められる。自動化および最適化を含むこれらの課題は，主に制御工学の分野で研究が進められてきた。

一方で，情報技術に目を向けると，計算性能の向上により，大規模データを利用する機械学習など，人工知能（AI）分野の進展が著しい。

そこで，当 NEC-産総研人工知能連携研究室では，AI と制御工学の融合を研究テーマの一つに設定している。化学プラントの運転支援に関しては，産総研，三井化学株式会社，株式会社オメガシミュレーション，ＮＥＣからなる共同研究を進めており，化学プラントの変更操作を最適化し [2)]，さらに外乱などの状況変化にも対応可能な AI 運転ガイダンス [3)]を開発してきた。本稿では，これら一連の取り組みについて概略を紹介する。

２．関連研究

機械学習の一分野に強化学習（RL）がある。RL は，将来達成させたい目標状態（最適化指標・報酬関数）を与えると，様々な操作を自動で試行することでプラントの入出力データを収集し，そのデータを利用した機械学習によって最適制御則を自動構築する手法である。RL は，MPC などのオンライン最適化と異なり，事前に学習（最適化）を行う。最適化に時間をかけられるため，複雑なプロセスや，大規模な制御対象の最適化，例えばプラントワイド最適化にも適用可能である。また，運用時の計算コストは小さいため，応答の速い現象への高速対応が可能というメリットもある。

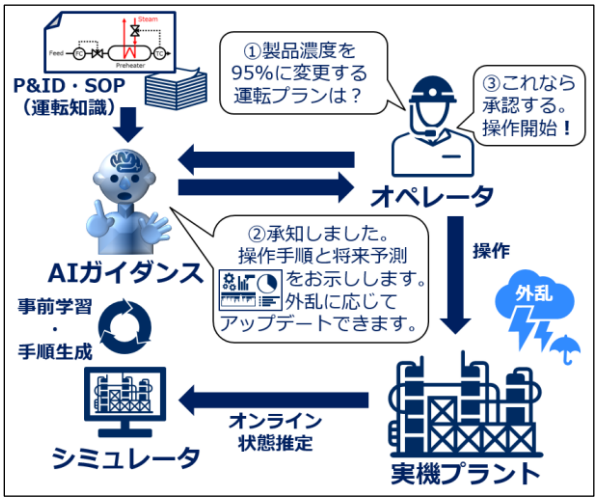


図１：AI ガイダンスシステムによる運転イメージ

プラントの状態変化，特に非定常状態の時間変化を予測する方法のひとつに，ダイナミックシミュレーションがある。化学工学知識に基づくモデルを利用できるため，これまで実施したことのない操作をした際のプラントの挙動も精密に予測できる。このため，オペレータの訓練や，変更操作の机上検討など，様々な目的に利用されてきた。

３．提案手法

本研究で提案するガイダンスシステムを利用した運転イメージを図１に示す。オペレータは，目標状態をシステムに入力し，システムは，現在のプラント状態から開始した最適手順と，その手順を実行した際の将来予測のシミュレーション時系列を提示する。オペレータは，事前に運転内容の全体像を把握・検討できるため，提示された操作手順の採否を事前に判断できる。操作を開始すると，システムは実機の状態（例，蒸留塔トップ温度）と事前予測した状態との残差をオンラインで監視する。残差が生じた場合，システムは事前に予測した状態になるように操作量を補正し，補正

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.

した操作量をオペレータに逐次再提案する。例えば，蒸留塔制御において，現時刻のトップ温度が予測では 70℃だが現実には 65℃の場合，加熱により予測温度を達成するために，システムは事前計画よりも増加させたスチーム量を，次の時刻の操作量として再提案する。これにより，仮に何らかの原因で残差が生じた場合にも，当初計画通りの応答が得られるよう外乱の影響を抑制できる。

こうした制御を実現するため，本研究では 3 個の RL エージェント（最適制御器）を協調動作させる手法 [3]を開発した。3 個のエージェントは，それぞれ (1) 実機の状態を推定してシミュレーションする機能，(2) 変更操作を最適化する機能，(3) 外乱対応を最適化する機能を担う。この役割分担を図 2 に示す。システムの構築にあたっては，MPC 構築時に用いられる様な実機で実験して取得する応答データは不要であり，シミュレータをモデルとして利用する。このためシミュレータ，すなわちデジタルツインの再現性向上 (1) は重要だが，一方で，すべての現象の完全再現は原理的に不可能である。つまり，デジタルツインの実用化には，デジタル再現に加えて，デジタル世界で最適化 (2) した計画を，モデル範囲外の変化が生じる現実世界に適応し，現実世界で計画を実現する機能 (3) が必要である。こうした適応能力は，「オペレータの熟練」の重要な要素と考えられる。

4．プラント実験

提案手法の最適性と外乱対応性能について，三井化学技術研修センター設置の訓練用メタノール蒸留プラントにて実験評価を行った。本プラントは，水とメタノールの混合液を，水とメタノールに分離する装置である。訓練用プラントという性質から規模は小さいが，2 成分蒸留という基本かつ汎用のプロセスを構成しており，分散制御システム（DCS）も完備している。また，規模が小さいために容量に対する設備表面積が大きくなり，天候変化の影響を，速く，大きく，長く受ける。このため，大規模なプラントよりも高速な対応と，幅広い過渡状態（非定常状態）への対応が求められる。実験用システムの構築にあたっては，既設の訓練用シミュレータを改良して使用した。

まず，外乱なしの生産量（ロード）変更運転の

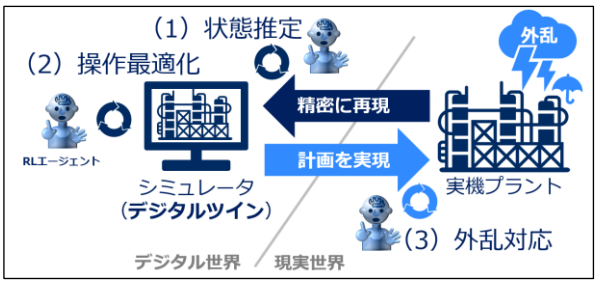


図 2：RL の協調動作による現実での計画実現

最適性を評価した。プラント実験の結果，40%以上のスチーム使用量削減および整定時間短縮という最適性向上 [2]が示された。その後，外乱ありの変更操作を評価した。外乱として，大雨を模した散水を実施した。運転内容は製品濃度の変更である。蒸留塔の製品濃度は温度に強く依存するため，濃度変更は精密な温度調節が必要である難易度の高い変更操作である。実験では，変更操作の途中で散水を行った。この結果，大雨と同等の温度急低下が見られたが，自動補正により予測温度に回復し，事前計画通りの濃度変更を達成 [3]した。

5．おわりに

本稿では，AI と制御工学の融合による，化学プラントの運転変更支援に関する研究を紹介した。提案手法を実機プラントで評価し，最適性の向上と，大雨相当の外乱の影響を抑制可能と示した。

プラント運転において，オペレータが担う役割は依然として多岐に亘る。このため，運転制御の完全自動化や無人化は，化学産業の実務者から向けられる期待は大きいものの，長期的な課題と考えられている [1]。そこで本研究では，まずはオペレータと協調した制御技術の開発と実用化により，基幹産業のひとつである化学産業の生産性向上に，着実に貢献してゆきたいと考えている。

1) 計測自動制御学会（SICE），新型コロナウィルス禍における操業現場の対応に関するアンケート報告書，https://www.sice.jp/info/important/covid-19report.html，2021/8/1 閲覧，(2021).
2) Kubosawa, S., Onishi, T. & Tsuruoka, Y., *Control Engineering Practice*, Vol. 114, 104878, (2021).
3) Kubosawa, S., Onishi, T. & Tsuruoka, Y., SICE Annual Conference 2021, Tokyo, pp. 796-803, (2021).

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.

「石油化学プラントにおける自律自動運転の実用化事例について」

日本マイクロソフト株式会社　エンタープライズ事業本部　安並裕

石油化学プラントにおける DCS 制御の高度化について、深層強化学と Machine Teaching　(機械教育)の手法を用いた Microsoft Bonsai による自律自動制御の事例をお話いたします。機械学習には教師あり、教師なし、また強化学習などいくつかの手法がありますが、本講演では既存のシミュレータのモデルをベース情報として、弊社 AI で膨大なパターンのシミュレーションを行うことで、ベテランオペレータ以上の状況対応能力を身に着けた Brain を構築し実装している例をご紹介いたします。Brain 構築にあたり複数の目的（例えば、エネルギー原単位の低減、品質安定化、スループット最大化）を同時に満たす最適なパラメータをリアルタイムに状況に応じてオペレータに提案したり、またエッジコンピュータと OPC サーバーを連携させて設定値を更新することも可能です。

一般に、AI による制御高度化に必要なアルゴリズムの開発と実運用でのメンテナンスに多くの工数が割かれますが、Bonsai では、シミュレータのモデルを基にする点と、プロジェクト中にプロセスエンジニアによる実現場での制御ノウハウを融合させる点が特徴です。結果として、数カ月の開発期間後に実装された Brain は、大規模な設備・プロセス変更が無い限り、継続学習をさせる事無く、様々な外乱や状況に対しリアルタイムに最適化の判断をすることが可能となります。
この Bonsai を活用することで、石油化学プラントだけでなく、ロボットアーム、半導体製造装置などのキャリブレーションのスピードと精度向上においても、ベテラン技術者の都度都度の調整に頼ることなく、常時最適な制御で設備を稼働させることが可能となります。

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.

Continuours process automation

[2F16-17] Continuours process automation(3)

Chair:Masumi Morita(Fujitsu Engineering Technologies Ltd.)

Fri. Nov 12, 2021 4:15 PM - 5:15 PM Room-F (Stadio-B/Hakodate Areana)

[2F16] [Invited] Application of AI technology to plant asset and control

○Keiichiro Kobuchi[1] （1. Control Center, Yokogawa Products Headquarters, Yokogawa Electric Corporation ）

4:15 PM - 4:45 PM

[2F17] [Invited] Optimization of fluid catalytic cracking (FCC) units utilizing artificial intelligence technology and engineering expertise

○Motoki Irikura[1] （1. Chiyoda Corporation）

4:45 PM - 5:15 PM

©The Japan Petroleum Institute

プラント設備や制御への AI 技術の適用について

（横河電機株式会社）　小渕（こぶち） 恵一郎（けいいちろう）

1. はじめに、

近年 AI 技術は大きく進歩し、あらゆる分野に適用され、その有効性が確認さている。しかし、プラント分野ではいくつかの理由から AI 技術の適用が比較的遅れている。これに対し、横河電機株式会社（以後、YOKOGAWA と記す）はプラントへの適用を前提に AI 解析アルゴリズムを修正・開発し、いくつもの課題を解いてきた。ここでは、AI 技術を使った課題解決アプローチを紹介した上で、いくつかの AI データ解析事例について説明する。更に、自動制御向けに開発した強化学習型 AI アルゴリズムを使った取り組み事例を紹介する。

2. AI データ解析の使いどころ

YOKOGAWA は、AI 技術を使用したプラントデータ解析を実施し、価値ある結果を導いた事例を既に多く持っている。下記の表はその一部である。

表 1　AI データ解析実績

対象	概要
設備異常予測	
軸受	軸振動センサ（Quick Sense）のデータから回転軸の異常を予測
リアクター	プロセスデータからメンテナンスタイミングを最適化
プラント内配管	プロセスデータから腐食による肉厚の減少量を予測
プラント	プロセスデータからプラント運転の異常を検知
油井	プロセスデータから油井の詰まり等を予測
海水ポンプ	プロセスデータからポンプの故障の予兆を検出し、引き続き生産可能
ポンプ	プロセスデータからポンプの故障を検知
リアクター	プロセスデータからプロセスリアクションの異常の兆しを予測
石油精製プラント	プロセスデータから石油精製プラントのショットダウンの予兆を予測
pHセンサ	従来のハイブリッドに設置された pH センサの異常を予測
ポンプ	各種センサーからポンプの状態を予測
ミキサー	製品品質向上のため混合状態を予測
ポンプ	3 つの異なるデータから配管のキャビテーションの発生を予測
圧縮機	圧力・温度・流量・ガスなどの設計からの圧縮機の異常予兆を予測
回転機	振動観測センサ（Quick Sense）などのデータから圧縮機の異常を予測
熱交換器	センサーデータによる熱交換器の異常を監視
pHセンサ	二種類のタイプに装着されたセンサ群化を予測
電動機（モータ）	電動機（モータ）の異常を予測
圧縮機	センサーデータから圧縮機の異常を予測
原因特定	
コンプレッサ	プロセスデータから、プラントのエリアにある冷媒用コンプレッサの効率低下原因を特定
コンプレッサ	プロセスデータから、プラントのエリアにある冷媒用コンプレッサの効率低下要因を特定
プロペラ	プロペラの異常原因を特定
プラントの配管	配管の異常箇所を特定
ポンプ	プロセスデータからポンプフルダ状態の原因を特定
熱交換器全般	予兆で発生する製品不良の原因をセンサーデータから特定

これらの実績を分析するとすべての事例は、以下に示す 3 つ領域の分けられることがわかる。

① 設備異常予測
　各種設備の異常発生を予測する、あるいは、複合設備全体の異常発生を予測する
② 製品品質予測
　製品品質を短期間テストで予測する、あるいは、製品を破壊せず製品品質を予測する
③ 異常原因特定
　設備や品質に異常が発生した原因を突き止める

AI データ解析が良い結果を導く、つまり、AI データ解析の使いどころは、これら 3 つの領域である。

3. AI データ解析プロセス

前述したように、AI データ解析は 3 つの領域で効果を発揮するが、やみくもに AI データ解析を実施しても良い結果が得られるわけではない。多くの AI データ解析実績から、価値ある結果を効率よく得るためには下記に示すようなプロセスが最適であることがわかった。

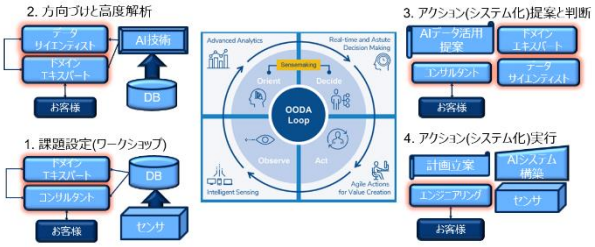


図 1　価値ある結果を得るためプロセス

このプロセスは OODA ループと言われるもので、Observe/Orient/Decide/Act の頭文字から名付けられた。AI 技術の基本は“データ”にあり、これを観察することから始まるため、このプロセスの利用が非常に効果的である。

これら 4 つのフェーズのうち、最も重要になるのが第 1 のフェーズ“課題設定”である。このフェーズでは AI データ解析によって解くべき課題を明確にし、解くためのデータとして何が存在し、解いた結果がどのような状態であれば満足できるものなのか、などを細かく検討し設定する。このフェーズでは決定することが非常に多く、現状を正しく認識すること、フェーズ 2 を想定した検討が必要であるため、関連するメンバ全てが出席するワークショップ形式で行うのが最も効率的である。

次の第 2 フェーズでは、第 1 フェーズで決めた目標に向かってデータを精査し、解析の方向付けと実際の解析を行う。この段階で、第 1 フェーズで想定したデータが実は存在しないとか、想定した内容と異なるということが発生することがある。そういう場合には、第 1 フェーズに一旦戻り、課題設定を再度行う。

このように、第 1 フェーズと第 2 フェーズは繰り返すことがある。それは課題設定に問題があると良い結果を導けないためである。

第 3 フェーズは、AI データ解析結果に基づいて課題に対応するシステムをどのように構築するかの提案と判断になる。また、第 4 フェーズは実際のシステム化を行うフェーズである。

4. AI データ解析事例

前述した AI データ解析プロセスを駆使した事例を 2 つ紹介する。

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.

4.1.「プロセスデータから配管の腐食による減肉量を予測」

石油精製における蒸留塔上部配管の腐食は宿命であるが、その状況を知ることは配管設備メンテナンスにとって非常に有用である。この事例では、“腐食による減肉はプロセスの挙動に影響を与えるはず”と言う考えを基に、配管前後で収集されているプロセスデータ（流量、温度、圧力など）から配管の減肉量を予測した。更に、その予測結果に基づいて 30 日後の配管肉厚予測も行い、これらをリアルタイムで計算し、オペレータに表示するシステムを構築した。

4.2.「プロセスデータからリアクタの効率悪化を予測」

この事例のリアクタは製品の品質を維持するために重要な設備であり、内蔵する触媒は、そのパフォーマンスが低下すると交換する必要がある。これまで触媒の交換時期はベテランオペレータが各種データを確認しながら判断していたため、ギリギリまで交換時期がわからず、メンテナンス計画に組み込むことができなかった。その結果、触媒交換のための操業停止期間が長くなり操業効率に悪影響を及ぼしていた。この事例では、リアクタ周りのプロセスデータから触媒パフォーマンスを表す KPI を算出し、オペレータ画面に表示、ベテランでなくとも触媒の劣化傾向を確認でき、触媒の入れ替えメンテナンスを計画するときの参考システムを構築した。

5. AI 自動制御

YOKOGAWA は AI 技術を使った自動制御に挑戦している。具体的には、奈良先端科学技術大学院大学（以後、NAIST と記す）と共同で自動制御用の強化学習型 AI アルゴリズム Factorial Kernel Dynamic Policy Programing（以後、FKDPP と記す）を開発し、これを使って AI 自動制御に挑戦している。

FKDPP は 2018 年に共同開発されたが、その際は、プラントシミュレータとの組合せで実験を行い、その性能を証明した。

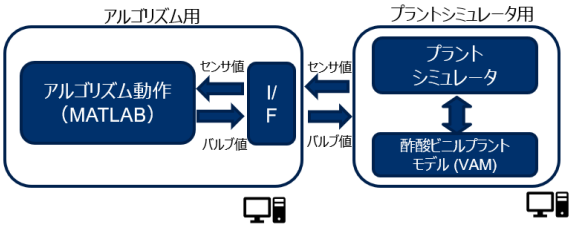


図 2　アルゴリズム実験システム構成

この実験では、シミュレータ上にある酢酸ビニル製造プラントの一部を FKDPP によってうまくコントロールできることが確認された。この強化学習型 AI アルゴリズム FKDPP の最大の特徴は、安定解を得るために、通常 100 万回以上必要とされる試行錯誤回数がわずか 30 回程度であるという点である。これは、AI 制御を実用化する上で大きなポイントとなる。

2018 年時点では、シミュレータとの組合せで性能確認を行ったが、2019 年には実制御に使用できることを確認するため、3 段水槽を用いた実験を行った。

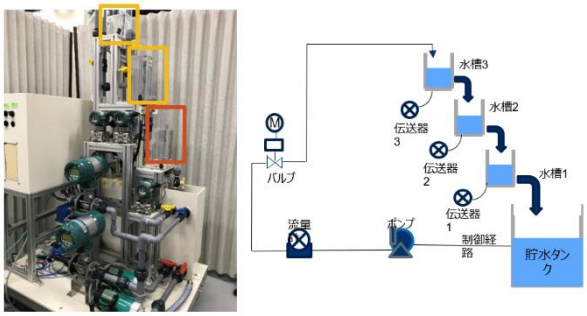


図 3　3 段水槽全景とイメージ図

3 段水槽とは、図 3 に示すようなプロセス制御実験に使用される装置である。この実験装置で自動学習（試行錯誤）と、それにより生成される自動制御モデルによって FKDPP が実際に自動制御できることを確認した。

3 段水槽による自動制御実験における 1 回の学習時間は 400 秒、これを 30 回行うことで、目標である水槽 1 の水位を 30%に安定させる制御を非常に精度よく行う自動制御モデルを得た。

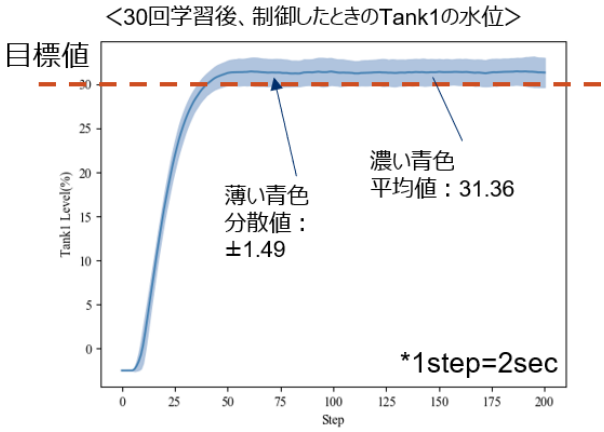


図 4　FKDPP による 3 段水槽実験結果

図 4 は、FKDPP が作成した自動制御モデルによる水位レベル制御を 10 回繰り返した結果を示す。このように目標に対し±5%範囲内で制御していることから、FKDPP は実際の制御でも十分に有効であることが実験により確認することができた。また、目標水位レベルに達する際に殆どオーバーシュートを発生させていないことも確認できた。

6. AI 自動制御事例

強化学習型 AI アルゴリズム FKDPP を実際の現場に適用した事例を２つ紹介する。

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.

6.1. 品質を維持しつつ省エネー制御を行う

この事例はクリーンルームの空気調和設備において、空気品質を規定内に保ちつつ、できる限りエネルギー効率を高める制御を行うというものである。直ぐに AI による制御について考えたいところであるが、その前に解決すべき課題がある。それは、“省エネルギー効果を如何に正確に測るか”と言う課題である。

クリーンルームで使用するエネルギー量は季節や天候さらには工場の稼働状態によってベースが変動してしまうため、省エネルギー効果は単純に使用した電力量や LPG 量で測ることができない。

そこで、我々はクリーンルームで使用した電力量と LPG 使用量と各種工場稼働時のパラメータに対して AI データ解析を実行した。その結果、非常に高精度な回帰モデルを得ることができ、これを基にエネルギー効率指標を作成した。この指標を使うと 2018 年実績を基準に天候などの外乱に影響されず省エネルギー効果を評価することができる。

対象のクリーンルームでは冬季に LPG を使用して空気の加温を行うが、省エネルギー対策として再生エネルギーによって加温された水を使い LPG を使用した加温より前に空気をできるだけ温める工夫を行っていた。再生エネルギーでできるだけ加温するには、この水の流量を大きくし熱を空気に移すことが必要だが、一方で流量を大きくするにはポンプを強く回す必要があり、電力を多く使用してしまう。

この事例では、再生エネルギーとポンプ使用電力量のバランスをとって最も効率的な流量制御を行う AI 制御モデルを FKDPP が作成した。工場の休業日に実設備にて FKDPP による試行錯誤(学習)実施し、そこで得られた AI 制御モデルを実運転時に適用した。

その結果を、先に得られたエネルギー効率指標で評価すると、それまで実施していた通常制御に比べて約 3.6%の LPG 削減効果を確認できた。

6.2. 実プラントでの制御に挑戦

実プラントに強化学習型 AI アルゴリズム FKDPP を適用する場合、実設備での試行錯誤が不可能であり、これをどのように実施するかということが最も大きな課題である。

更に、AI 制御モデルが完成したとしても、その安全性をどのように確認し、現場に適用していけばよいかという課題もある。

本事例では、以下の 4 つの Step で、FKDPP が AI 制御モデルを構築し、それを現場に適用していく。

Step1：プラントシミュレータで学習
Step2：AI 制御モデルの挙動を複数手法で評価
Step3：実設備における AI 制御モデルの指示値をオペレータが評価
Step4：AI 制御モデルによる自動制御実行

現在は Step3 実行中の段階にあり、オペレータによる制御動作確認が行われている。

Step1 ではプラントシミュレータを使ったことで安全に試行錯誤を実行でき AI 制御モデルを作成できたが、これに加えてプラントシミュレータの時間加速機能を使うことで試行錯誤を非常に短期間で終えることができるというメリットが確認された。一方で、FKDPP が注目したいパラメータの動作を再現するためにチューニングが必要であるという課題も見えている。

完成した AI 制御モデルの評価では、過去 2 年分の実データに対して AI 制御モデルを適用することで、これまで実際に発生した状況に対して AI 制御モデルがどのように動作するかを確認することができ、安全性確認に大きく貢献した。

現場適用には、オペレータの感覚による評価を加え、現場視点で AI 制御モデルが違和感のない動作をすることを確認し、良好な結果が得られた場合に移行することとしている。

7. さいごに、

YOKOGAWA はデータ解析用の AI と自動制御用の AI を独自開発し、現実問題へ適用しています。

AI データ解析に関する実績は既に多数あり、この経験から AI データ解析が効果を出す領域に関する知見を得るとともに、価値ある結果を導くためのプロセスを定義し、運用している。

自動制御用 AI アルゴリズム FKDPP は NAIST と共同開発された。3 段水槽におけるレベル制御実験で FKDPP の実用性を確認し、クリーンルームの空気調整設備における最適制御に成功している。現在は、実プラントでの自動制御実現に向けて実証実験を実施中である。

YOKOGAWA は統計解析や PID 制御などの既存技術に加えて最新の AI 技術を適材適所で活用し、お客様の課題解決と解決結果を活用したシステムの構築に貢献していく。

参考文献

(1) 神宮善行, 後藤宏紹, “ エチレンプラントへの AI の適用事例 ”, 横河技報, Vol. 63, No. 1, 2020, p. 11-16
(2) “Sushi Sensor 特集 ”, 横河技報, Vol. 61, No. 1, 2018
(3) 髙見豪, 旭沢仁, 他, “ 強化学習による実プラント設備への適用 検 証 ”, Proceedings of the 17th Annual Meeting of Particle Accelerator Society of Japan, 2020, p. 60-63
(4) 横河電機株式会社,“強化学習での最適制御の実現 ”,
https://www.yokogawa.co.jp/library/videos/product-overviews/ai-control-3-levels/
（参照 2021-05-10）
(5) L. Zhu, Y. Cui, et al.,
“Scalable reinforcement learning for plant-wide

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.

control of vinyl acetate monomer process, Control Engineering Practice, Vol. 97, 104331, 2020
(6) 横河電機株式会社, Industrial Automation to Industrial Autonomy, https://www.yokogawa.com/special/ia2ia/ （参照 2021-05-10）

＊ 本文中で使用されている会社名，団体名，商品名およびロゴ等は，横河電機株式会社，各社または各団体の登録商標または商標です。

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.

FCC 最適運転 AI システムとその将来展望

（千代田化工建設）○入倉（いりくら） 基樹（もとき）

1. はじめに

本講演では、まず千代田化工建設株式会社（以降「当社」）のデジタルソリューションである EFEXIS®を概説するとともに、当社が考える自律操業への道筋について述べる。次に、当社がこれまで開発を進めてきた FCC 最適運転 AI システム ™ の技術内容と期待される効果、ならびに FCC 装置の運転最適化/自律運転に向けた将来展望について述べる。

2. EFEXIS® と自律操業への道筋

EFEXIS ® は “ Efficiency （効率性） ” と “Expertise（専門性）”を語源とする造語であり、当社のエンジニアリング技術とデジタル・AI（Artificial Intelligence：人工知能）技術を融合し、プラントへの実装を通じて、運転の最適化、アベイラビリティの向上、保守の効率化を通じた、資産の価値向上への貢献を目指すものである。この EFEXIS®は、大きな設備改造を伴わないプラントの運転・保全の可視化、自動化、モデル化、最適化、自律化の実現を支援し、顧客が目指すプラントの自律操業に貢献していく。プラントの自律操業が適切に実現されれば、運転や保守・保全・保安の安全性、信頼性、効率、収益性が格段に向上するとともに、自律化に至る過程において熟練運転者の暗黙知を形式知にして可視化する等により、技術伝承も図られ、プラント操業のデジタル変革(DX)につながると考えている。

プラントの運転面での自律化を目指す中でのデジタルソリューションの活用として、以下のようなステップが考えられる。

(1) 特定の機器あるいはユニットを対象に、従来計器で測定するプロセスパラメータからでは把握できない状態を見える化する、いわゆるソフトセンサーを構築し、見える化した情報と従来の計器による測定データと併せて活用し、プラントの特定の機器あるいはユニットにおける通常運転をより最適化するための運転操作の支援を行う。この段階ではまだ運転操作は運転員が行う。

(2) 上記運転支援で運用実績が得られた後に、通常運転範囲内での最適操作を自動化する。なお、既に操作が自動化されている部分についてはその部分が最適化されているか確認することとなり、必要に応じ改善を図る。

(3) 通常運転状態とは異なる異常状態を検知する機能、およびそれらを正常状態に戻す操作をガイドする機能や、スタートアップ/シャットダウン等の非定常運転に対して運転ガイドを提供する機能を構築し、運転員による対応を支援する。既に異常時の対応操作が自動化されている部分については、将来予測機能を追加導入したり、異常予測機能の精度向上等を、必要に応じ検討する。

(4) 特定の機器あるいはユニットに対し、上記(1),(2)の通常運転最適化ならびに(3)の非定常運転や特殊事象への対応操作まで含めて全て適切に自動化できれば、人が介入しない自律運転が実現する。操業者側はこれを遠隔監視する等が想定される。

(5) 上記(1)～(4)をプラントの特定機器あるいはユニットを対象に実施、さらに他の機器やユニット、事業所にも展開していく。必ずしも一つのユニットを完了した後に次に展開しなければならないということはなく、その優先度や実現性を踏まえて実施計画を検討すべきと考える。

以上の(1)～(5)のステップは順を追って実現されると想定するが、例えば(1)のみを実現した場合においても、プラント操業は高度化され、大きな価値創造に繋がる可能性も考えられる。

これらを実現していく中で、ソフトセンサー、異常検知、運転ガイド、運転最適化、制御/自動化等の機能を構築するために、当社では、これまでに培ったエンジニアリング知見(物理モデルとそれらをベースとしたシミュレーション技術を含む）に加え、AI 技術を積極的に活用している。

1980 年代のいわゆる人工知能第 2 期より当社はエキスパートシステムの開発と適用を検討し始め、近年ではプロセスプラントの自律操業を目指し、エンジニアリングと人工知能技術の融合を始めとする高度デジタル技術の開発

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.

を継続し、顧客プラントへの導入を進めて実績を上げてきた。この高度デジタル技術を駆使したプロダクト群が EFEXIS であり、以降では、その一つである、製油所の FCC（流動接触分解）装置を対象とした最適運転支援 AI システムについて述べる。

3. FCC 最適運転 AI システム ™

FCC 最適運転 AI システム ™（FCC AI Optimizer™: FCCAIO™)は FCC 装置の運転最適化を支援するデジタルソリューションである。機械学習を活用して過去の運転データとエンジニアリングノウハウを反映したデータを学習した AI により、従来困難とされてきた、(a)FCC 装置の反応状態の見える化、(b)触媒再生塔におけるアフターバーニング現象の予測、が可能である（Fig. 1）。FCCAIO™ はプラントに実装後、FCC ユニット廻りのデータを自動取得し、リアルタイムで(a)および(b)の結果を表示し、反応状態を最適化するための運転、およびアフターバーニングを回避するための運転を支援することが可能である。

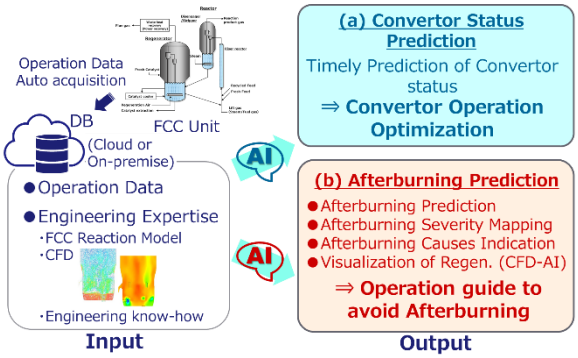


Fig. 1　FCC AI Optimizer™ 概要

3.1 FCC 反応状態見える化 AI システム

FCC 装置内の反応状態は、原料油の性状やその処理量、その他運転条件、触媒の劣化状態等の影響を受け、そのメカニズムは非常に複雑であり[1]-[3]、従来はリアルタイムの把握が困難とされてきた。またこのことにより、余裕をみた運転条件にならざるを得ず、最適な運転に向け多くの改善余地があった。過剰な余裕代は生産ロスに繋がる為、余裕代削減の改善が望まれる。

FCC 反応状態見える化 AI は、FCC 装置の過去の運転データやそれらを基にした各種計算値と、FCC 反応状態との相関関係を学習することにより、反応状態を提示する機能を有する（Fig. 2）。また FCC 反応モデルの知見や当社の高度解析技術を応用することにより予測精度の向上が図れる。同 AI により、これまでは困難であったリアルタイムの反応活性状況の把握(従来は分析結果が出るまでに数週間の時間を要していた）が可能になり、目標とする反応状態・製品収率により近い運転が可能になる。

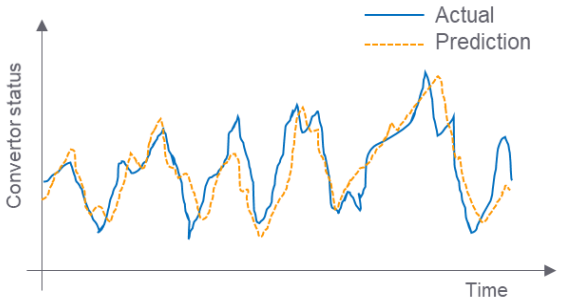


Fig. 2　AI による FCC 反応状態の予測

この反応状態見える化 AI システムは実際にプラントの FCC 装置に導入・運用された実績があり、反応活性をリアルタイムで把握することにより、導入した初期の段階から、それ以前よりも反応活性を安定化できることが確認されている（Fig. 3）。Fig. 3 では、反応活性の最大振れ幅が導入前よりも小さくなっていることがわかる。また、実運用しているユーザーからは同システムの有効性についてポジティブなフィードバックを得ており、FCC 装置の大きな収益改善に繋がることが確認されている。さらに、ここで見える化した反応状態の情報は、反応活性の安定化に留まらず、FCC 装置のより広範囲の運転の最適化のために活用できることもわかってきている。このように、FCC 反応状態見える化 AI システムの導入を起点として、AI の活用先を拡張していくための議論が広がる効果も出ている。

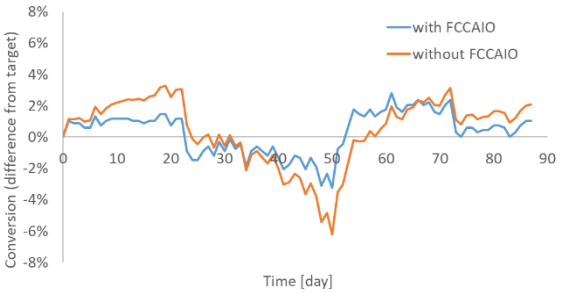


Fig. 3　反応活性の安定化（実運用結果）

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.

3.2　アフターバーニング予測 AI システム

FCC 装置の触媒再生塔内におけるアフターバーニング現象（以降、“AB”と表記）は、触媒に付着したコークを燃焼する際に残った一酸化炭素等が再生塔上部のガス相やその下流で燃焼する現象であり、原料油の性状や、コーク収率、再生塔内の流動状況等に依存し[4],[5]、その発生の有無、程度や要因は時々刻々変化する。この現象により、再生塔の排ガス温度が上昇し FCC 装置や下流設備の温度管理値等に抵触し、場合によっては処理量を制限せざるを得ないことがある。ハード面を改造することにより再生塔内の流動分布を改善する対応が考えられるが、設備改造せずに運転を調整することによる改善も望まれている。また、添加剤の投入による対応も実施されているが AB を完全に改善できないこともある。

アフターバーニング予測 AI は、過去の運転データや各種計算値と AB の発生との相関関係を学習し、発生を数十分前に予測する機能を有する（Fig. 4）。また、各運転変数の AB への寄与度評価により発生要因を提示することもできる。

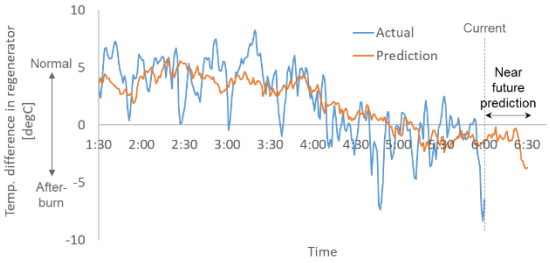


Fig. 4　AI によるアフターバーニングの事前予測

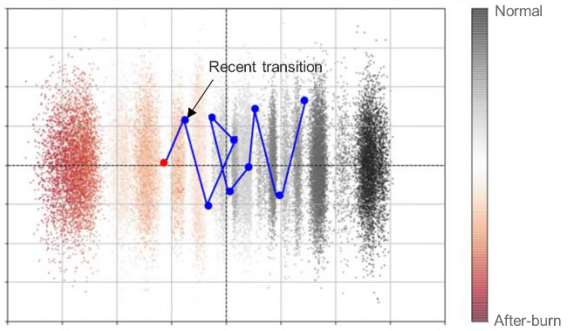


Fig. 5　アフターバーニングの過酷度の遷移のリアルタイム提示

また、AB の過酷度の遷移を、二軸のグラフ上にマッピングし遷移の方向性をリアルタイムに示すことができる（Fig. 5）。AB の過酷度は、例えば再生塔内の温度差のことを指す。さらに、Computational Fluid Dynamics（CFD）シミュレーションの技術と AI を組み合わせることにより、再生塔内の熱流動状況をリアルタイムに提示することも可能である（Fig. 6）。

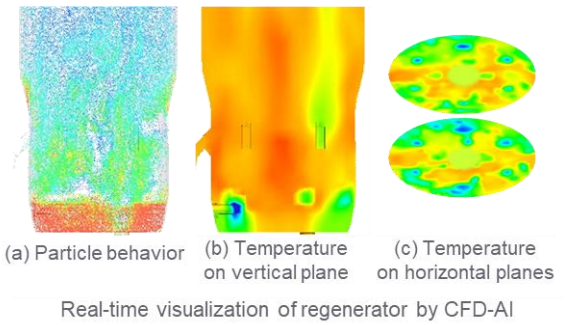


Fig. 6　再生塔内の熱流動状況のリアルタイム提示

上記の各機能により AB を事前に予測するとともに、それに寄与する運転パラメータを特定し、さらに操作パラメータを変更した場合の熱流動状況を確認することができるため、AB を改善するための運転を支援することが可能である。

以上で述べた(a)反応状態見える化 AI および(b)アフターバーニング予測 AI は、併用することも可能であり、例えばアフターバーニングを回避しつつ、反応状態を最適化する運転を支援することも可能である。また、プロセス制御と当該 AI システムを連携させ、運転自動化/自律化に近づけることを進めている。

4.　将来展望

FCC 装置においてこれまで把握が困難とされていた反応状態やアフターバーニング発生を FCCAIO™ によりリアルタイムで見える化できることを実証した。また、同 AI システムを実際にプラントで運用することにより、その効果を確認できた。

現状は望ましい運転を実現するための運用者の支援が FCCAIO™ の主な用途であるが（つまり 2 節の(1)の段階）、その用途のみであっても装置収益の改善に繋がることが確認されている。また、今後はプロセス制御システムと連携する等により、FCC 装置の自動最適化を図るとともに、さらなる収益改善の実現を目指している。さらに将来的には FCC 装置におけるその他の異常状態を AI により検知し、それを正常状態に戻す運転を支援したり、スタ

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.

ートアップやシャットダウン、モード切替等の非定常運転操作の支援等も構想している。また、FCCAIO™ により見える化した情報を、FCC 装置の信頼性維持のための設備保全計画に活用することにより、運転最適化を実施した場合の設備信頼性への影響を評価できるようになるため、生産効率化と設備信頼性維持を両立することにも繋げられると考えている。

今回紹介した FCCAIO™ は、当社のプラントエンジニアリングで培った技術やノウハウと、AI を活用して開発した AI ソリューションの一つであり、FCC 装置に対し従来の方法では対処困難であった課題の解決を可能にした。当社では他にも、常圧蒸留装置の油種切替を最適化する油種切替 AI システム（CDU Optima™: CDUO™）、アミン系設備等のフォーミングを予測するフォーミング予測 AI システム（FPAS）、加熱炉の運転監視強化/保全計画高精度化・効率化を支援するエフ・ドクターズ™（F-Dr.s™）を開発した。（詳しくは URL：https://www.efexis.com/ja/videos.html 、https://www.efexis.com/ja を参照のこと。）これらが対象とする種々の課題は、将来、プラントの自律操業を実現するために解決する必要があるものであり、当社はこれらの運転上の課題解決を一歩一歩進めることにより、自動運転・自律運転の実現を目指している。

5. 参考文献

[1] Arbel, A., Huang, Z., Rinard, I. H., Shnnar R and Sapre, A. V., “Dynamic and Control of Fluidized Catalytic Crackers. 1. Modeling of the Current Generation of FCC’s.”, Ind. Eng. Chem. Res. 1995a, 34, 1228-1243.

[2] Jacob, S. M., Gross, B., Voltz, S. E. and Weekman, V. W., “A Lumping and Reaction Scheme for Catalytic Cracking.”, AIChE Journal., 1976, 22, 4, 701-713.

[3] Takatsuka, T., Sato, S., Morimoto, Y. and Hashimoto, H., “A Reaction Model for Fluidized-bed Catalytic Cracking of Residual Oil.”, Int. Chem. Eng., 1987, 27, 107.

[4] Froment, G. F., and Bischoff, K. B., “Chemical Reactor Analysis and Design”, Wiley and Sons, 1979.

[5] Fletcher, R., Clark, S. and Blaser, P., “Identifying the Root Cause of Afterburn in Fluidized Catalytic Crackers”, Proc. AFPM, 2016, AM-16-15.

Copyright(C) The Japan Petroleum Institute 2021 All rights reserved.