科学の峰々 107

東京農工大学 大学院工学研究院 応用化学部門長 教授
山下（やました） 善之（よしゆき） 先生 に聞く

# プロセスシステム工学の力で進む AIとIoTを活用した化学プラント、製造業のスマート化がもたらす可能性 上

聞き手：西山　光利　日本科学機器協会　広報副委員長
外嶋　友哉　日本科学機器協会　広報委員
梅垣　喜通　日本科学機器協会　専務理事
岡田　康弘　日本科学機器協会　事務局長
（取材・撮影・編集協力：クリエイティブ・レイ㈱　安井久雄）

取材日：2020年8月6日
東京科学機器協会会議室

## 山下 善之 先生のプロフィール

**[学歴]**
1982年 3月 東北大学工学部化学工学科卒業
1984年 3月 東北大学大学院工学研究科博士前期課程修了
1987年 3月 東北大学大学院工学研究科博士後期課程修了
（化学工学専攻）

**[職歴]**
1987年 4月～1992年11 月 東北大学工学部助手
1992年12月～2007年3 月 東北大学工学部助教授
1994年～1995年 オハイオ州立大学客員准教授（兼務）
2007年 4月～現在 東京農工大学大学院 教授
2011年,2017 年 マレーシア工科大学客員教授（兼務）

**[受賞・役職等（抜粋）]**
1993年 化学工学会 奨励賞
2000年 Outstanding Paper Award, Journal of Chemical Engineering of Japan
2007年 計測自動制御学会認定,計測制御エンジニア（エンジニア）
2008年 Outstanding Paper Award, Journal of Chemical Engineering of Japan
2019年 Outstanding Paper Award, Journal of Chemical Engineering of Japan
2006～2008年 計測自動制御学会 常任理事
2009～2011年 Editor-in-Chief, Journal of Chemical Engineering of Japan
2012～2013年 化学工学会 システム･情報･シミュレーション部会長
2013～2015年 化学工学会 理事,情報サービスセンター長
2017年～ 日本学術振興会 プロセスシステム工学 第143 委員会 委員長
2015年～ Virtual Engineering Community (VEC) 会長
2016年 PSE Asia 2016 Symposium プログラム委員長
2018年～ 化学工学会 AI・IoT 委員会委員長
2021年 PSE 2021 Symposium 実行委員長

産学官との連携

科学機器 No.869 2020・11

**山下先生は「プロセスシステム工学」「化学工学」「人工知能」などについて、先進的な研究を進められています。まずはどのような分野なのか、そしてそれぞれがどう連携しているのかを教えていただけますか。**

**山下**　まず化学工学という学問があります。化学プラントなどで行われる“さまざまな処理の工程（プロセス）を合理的に構成するための学問”として発展してきました。20世紀の初めから今日に至るまで、大変なスピードで技術革新がもたらされてきた要因に、化学工学という学問があったからであることは間違いありません。

プロセスシステム工学は、化学工学の一分野として生まれた工学で，さまざまなプロセスから構成されるシステムを設計・運転・制御し、管理するための方法論として発展してきました。私はその中でさらに「プロセスや計測制御の知識」と「人工知能や数理的な手法」の両方を駆使して、従来は解決出来なかった課題を解決していく研究を展開しています。より平易に今日的な言い方をすると、AIやIoTを駆使した化学プラントのスマート化です。設計・運転・制御・保守などにおける意思決定をAIやIoTで合理的に最適化していく、つまりスマート化していくということです。

最近は、その適用対象は化学プラント以外の様々なシステムにも拡大しています。

私は化学工学やプロセスシステム工学を基本としながら，特に人工知能を活用する研究をしてきたということになります。学会を例に出すと化学工学会と計測自動制御学会、人工知能学会の3つには学生のころから所属しています。それぞれを専門に研究している方は数多くいらっしゃいますが、これらを組み合わせた研究をしている方は、日本では私の他にはほとんどいないと思います。

**当協会の会員に多い化学産業、製造業等のものづくりに直結し、しかも今、最も注目が集まっている分野といえる研究なのですね。先生の研究成果を反映した具体例を教えていただけますか。**

**山下**　ごく最近行ったもので、化学プラントの「熱交換器内の汚れのモニタリング」についての事案があります。結論から申し上げると、AI的手法と化学工学を併用したプロセスシステム工学を適用したことによって、汚れが正しくモニタリング出来るようになり、その結果、省エネと生産効率のアップがもたらされた上に、コストダウンも出来たというものです。

この例で、何が従来問題とされていたかというと、実はプラントの熱交換器の内部がどれくらい汚れているかを正確に知りうる術がなかったということです。

一度建設されたプラントは何年も連続して稼働しますが、それを止めて解体して中を見ることは現実的に出来ません。透明ではないので目視も出来ません。中の状態が分からないまま稼働を続けているのですが、汚れてくると熱交換の効率が悪くなってしまいますし、最悪の場合は汚れが詰まって動かなくなってしまいます。完全に閉ざされた装置なので、内部の汚れは推定するアプローチでしか知りえないことになります。ですがまたここで問題があり、推定に使えるデータが極めて少ないのです。熱交換器内部では高温の流体と低温の流体の間で熱を移動させるのですが、熱交換器に入る所と出る所のそれぞれ4点の温度データがないと内部は推定出来ません。そのすべてのデータを測っている熱交換器は、たくさんある熱交換器の中のごく一部だけです。温度だけでなく圧力や物質の組成といったデータも同様にないことが普通です。ですからデータ解析だけから推定するのもまた難しいということになります。

しかしそこに化学工学の知識を用いると、仕組み的には伝熱ですので、伝熱の方程式を書くことが出来ます。それから物性も色々な条件を基に、ある程度推算が出来ます。そうしたものを組み合わせ、なおかつ使える限りのデータを見ると共に、いわゆる“AI的な手法”を使います。そうすると熱交換器の内部の状態を推定出来るのです。そのようにして内部の汚れ具合が分かると、必要な時には汚れを溶かす薬剤を注入して対処することが出来、またプラント全体の運転を汚れがたまりにくいように調整を見直すといったことが出来るようになります。結果的にはものづくりの

効率化をもたらします。

こうした汚れの程度をオンライン推定する指標を開発し、これらは実際のプラントデータとシミュレーションで検証が出来ています。

## AIブームは1956年に発祥 今は、第3次ブームが到来

**AI的な手法という言葉が出ましたが、AIとは、そもそもどういったことを指しているのか、教えていただけますか。**

**山下**　その質問に詳しく答えると半年間の講義になりますが（笑）、かみ砕いて話してまいります。まずAIは日本語で「人工知能」と訳されます。

AIの歴史を学生に話すと驚くのですが、ごく最近のことではなく、私が生まれるより前の1950年代からAIの研究はあります。私自身も1980年代から研究しています。

学問の場で最初にAIという言葉が使われたのは1956年にアメリカのボストンで開かれたダートマス会議です。AI研究を始めた20人ほどの研究者が集まって何日もかけてディスカッションをしました。これが学問界でのAIの始まりです。ちなみに小説や映画といったSFの類では、それ以前よりAIの考えは存在していました。

しかしその当時は技術が未熟でした。当時最先端と言われたIBMの大型コンピュータはワンルームマンションくらいの部屋の大きさでありながら、性能は今の電卓よりも低いものだったのです。

このコンピュータが出来たことの1つは、五目までいかない「三目並べ」で、9マスに○と×を埋めていって3つ並べると勝ちというゲームが出来たレベルでした。それでも、考えることが必要なゲームをコンピュータと対戦できるということで大変に注目されたのです。そのデモを見た人は、この能力を応用すると色んな事が出来るのではないかと期待を膨らませました。こうした1956年～1960年代の出来事が第1次AIブームです。

**AIの発祥が1956年とは驚きました。その後一気に花開くのでしょうか。**

**山下**　それが全然違いました。コンピュータもアルゴリズムも成熟していなかったので、高まった期待は「結局何も出来ないじゃないか」という辛らつな評価に変わり、第1次のAIブームは、1960年代にたちまち廃れてしまいました。

それから1980年代になり、第2次AIブームが到来します。いわゆるパソコンが世の中に浸透してきた時代です。この時のコンピュータのプログラムで、革新性が良く口にされたのがエキスパートシステムというものです。熟練のエキスパートの持つ「Aという場合にはBである」という「if-thenルール」と言われるものに基づく知識を膨大に書き起こして、コンピュータにインプットしたのです。

ただし、if-thenルールを作るのは人間でした。ですので、そもそもルールを集めるのが大変ですしifの条件が少しでも変わると、望むような結果が全然得られないことが多々発生し、さらにif-thenルールの数が多すぎると、求めていたものとはとうていかけ離れた結果が導き出されました。まるで「風が吹けば桶屋が儲かる」というような突拍子もない答えをコンピュータが出していたのです。そういったことで実用性に乏しいと見られ、このAIブームもまた10～15年くらいで廃れてしまいました。

そうしたことを経て、2010年あたりから兆しを見せ始め2013年くらいから現在に至るのが第3次AIブームということになります。

**今は第3次AIブームなのですね。第2次ブームまでとは、どんな点が違うのでしょうか。**

**山下**　大きく違うのは、第2次AIブームまでは人間が知識を与えていたのですが、第3次AIブームでは十分なデータがあればAIが自分で特徴を分析して学習してしまうということです。データがたくさんある、そこからAIが学習する、しかもそこに人間は介さない、というのが、過去のブームとは違う今の第3次AIブームの世界です。

それを可能にしたのは、ビッグデータとディープラーニングです。ディープラーニングとは機械学習の手法の1つで、日本語で深層学習と訳されることが多いです。

繰り返しになりますが、今のブームが違うのは“膨大なデータを基にAIが自動で学習する”という点が、非常に特徴的だと言えるでしょう。





## AIの「強化学習」で人間に勝ったアルファ碁

**AIが学習するとはどういうことか、もう少し解説いただけますか。**

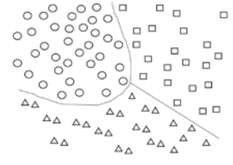
**山下**　AIが学習する手法は、大別すると「1. 教師付き学習」「2. 教師なし学習」「3. 強化学習」の3つがあります。

「教師付き学習」は、人間がAIに教えるというものです。例えば多数のXとYの値からなる数値データが存在しているものについて各サンプルが丸グループ、三角グループ、四角グループのどのグループに属しているかが与えられているとします。例えば工場で言うと、丸グループの数値であったら正常、三角グループの数値になったら異常レベル1、四角の場合は異常レベル2という具合に、その教師となるデータを与えておきます。これらのデータで学習させ、新しいXとYのデータが与えられた際にどのグループに属するのかを予測するといった具合です。教師データがあるので教師付き学習と言います。実際にはXとYだけでなく、もっとたくさんの変数を取り扱うことになります。

次の「教師なし学習」というのは、先程のような丸、三角、四角といったラベルがない、つまり教師データがないパターンです。教師データがなくても、多数の数値データがある中で、コンピュータにクラスを2つに分けなさいと指定すると、データ間の類似度や距離を計算して2つに分けてくれます。そこに新しいデータが加わっても、クラスを分けてくれます。

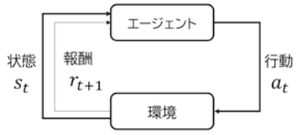
そして3つ目の「強化学習」というのは、今まで述べた2つのどちらとも少し違います。端的に言うと、うまくいった場合に報酬を与える、うまくいかない場合は報酬を与えない、ということを繰り返します。この強化学習を繰り返した代表的な例として、囲碁の世界チャンピオンに勝ったアルファ碁（AlphaGo）というAIがよく知られています。

1. 教師付き学習（クラス分類）



2. 教師なし学習（クラスタリング）

3. 強化学習




**「機械が人間に勝った」と、ニュースなどで盛んに報じられましたね。“アルファ碁”がどういう強化学習をしていったのか、教えていただけますか。**

**山下**　アルファ碁（AlphaGo）は、2016年に当時囲碁の世界で最強の声が高かった棋士に勝って大きな話題となりました。その前提として、囲碁は従来の機械的なプログラムでは処理できないほど非常に複雑なゲームとされていたのです。

アルファ碁がどういった学習を行ったかを説明します。まず人間が、どのように囲碁を打ってきたかという棋譜を初期値として与えディープラーニングで学習させます。その後はコンピュータ同士で対局させました。そして勝った場合に報酬を与えるというアルゴリズムをずっと繰り返したのです。棋譜を与えるまでは人間がAIに教えることなので教師付き学習、その後はうまくいった場合に報酬を与えるという強化学習ということになります。

また、報酬というのは瞬間的に与える必要はありません。碁の場合、勝敗は打ち始めた時点からはずっと後に決定するわけですが、勝敗が決した後で、一手一手をさかのぼって報酬を与えていって良いのです。勝敗が分かった後に「これはいい手だったよ」「これもいい手だったよ」とさかのぼってAIに報酬が与えられ、学習していくというイメージです。

こうしてコンピュータ同士では膨大な数の対戦を行い、人間が操作をしなくてもどんどん賢くなっていって、結果的に人間のチャンピオンに勝利する結果を挙げたわけです。

**学習の過程で行うコンピュータ同士の対局というのは、当然人間が対局する時間よりも速く終わるのですよね。**

**山下**　人間は1日頑張っても3局前後かもしれませんが、AIは一瞬で数万手をやりとりします。

アルファ碁にはさらに続きがあります。先ほどの事例から半年後にアルファ碁ゼロという改良版が出来ました。それはもはや初期値に人間の棋譜を与える事をやめてしまいました。碁のルールだけを教えて、後はコンピュータ同士で対戦をさせ学習をさせる強化学習を行ったわけです。アルゴリズムの改良と進化は幾分ありますが、このアルファ碁ゼロは、わずか3日間ほどでアルファ碁に勝つプログラムになったのです。

これが何を意味するかと言うと、それまでは人間の棋譜を与えていたので言わば人間の知識というベースの上にAIがあったのですが、人間の経験値を知らずにゼロから学習を始めたAIがすぐ人間の知識を超えたということになります。初期値に人間の知識を使用しないというブレイクスルーがあったわけです。

そしてその3か月後、さらにアルファゼロというものが生まれました。“碁”の言葉が抜けていることが示すように、これは囲碁だけでなく将棋やチェスなど、様々なものが出来るようになったAIです。各ゲームのルールだけを初期値として与え、これまでと同じように強化学習をさせました。その結果、碁はもちろん、将棋やチェスでもそれまでのチャンピオンクラスのプログラムに勝ってしまったわけです。

今お話したような進歩を1年の間に遂げてしまうという成果をもたらしたのが、AIの強化学習、そしてディープラーニングというものなのです。

## AIとIoT発展を進めたのは記憶媒体の低価格化

**日進月歩どころでなく、1分1秒単位で進化をしているわけで驚くばかりです。**

**山下**　AIとIoTがここまで発展してきた背景の大前提ともいえる要因の一つとして、ハードディスクの容量の巨大化、そして低価格化があります。

ハードディスク（HD）は、パソコンやスマートフォンなどに記憶媒体として搭載されているのは皆さんご存知の通りですが、1985年頃のHDは1ギガバイトあたり1000万円ほどする大変高価なものでした。そもそも当時はギガという単位を口にすることも非常に少なかったのです。

それから35年ほどたった今では、4テラのHDが8000円ほどで、秋葉原の小規模な店などどこにでも売っています。補足しておくと1メガバイトの1000倍が1ギガバイト、さらにその1000倍が1テラバイト（TB）です。昔は1ギガあたり1000万円だったHDが今はわずか2円と、ものすごく安価になり、多くの人が利用出来るようになりました。

これからの将来も同様の対数で価格は下がると想定されています。もっとも記憶媒体はHDから変わるかもしれません。既にSSDをお使いの方も多いでしょう。

つまり、容量を気にせずにデータを貯められるようになったことが、まず背景にあります。

大量のデータを貯められると、それを解析できるようになります。その計算をするコンピュータもアルゴリズムも進歩しています。ただし、それだけの事であれば、さほど凄いといったこともありません。

## 実空間とデジタル空間がリアルタイムで繋がる現在

**データを解析するだけではない、その先があるのですね。どういったことでしょう。**

**山下**　今進行しているのは、実際に生活する「フィジカルワールド=実空間」と「サイバーワールド=デジタル空間」がIoTによってリアルタイムで繋がっているという現象です。データを大量に貯めて解析されているサイバーワールドが、瞬時に実空間に反映されます。これが現在の、いわゆるAI・IoT社会の姿です。

もう少し詳しく紐解きます。実世界での“何かのアクション”それは何かを購入したり、どこで電車に乗ったという生活行動から、工場のプラントの稼働、あるいは天気の変動など色々とありますが、測定されたそれらのデータが、IoTで同時にネットワークを使ってコンピュータに入ります。つまり実世界のデータが瞬時にデジタル空間に飛ばされています。そのデータは、先程申し上げたように、安価になったハードディスクなどにどんどん貯めることが出来ます。これがビッグデータです。

その大量のデータをどう解析するかというと、従来の統計解析の手法では解析が難しかったわけですが、AIの手法を使うと解析出来ることが多くあります。それをリアルタイムに実世界にフィードバックして、実世界に反映させるわけです。

これがIoT化とAI活用ということなのです。

**製造業など産業の仕組みで例えて言うと、どういうことになるのでしょうか。**

**山下**　物づくりの工程を例とすると、例えば材料の撹拌機がガタついてきた、という事象があったとします。まずセンサーが計測した振動や音のデータがコンピュータに送られます。そしてコンピュータでは、AIの手法などを使い過去に蓄積した膨大なデータを活用した解析が行われて、“この種のデータはこういうガタつきで，こうした対処をすればよい”という答えを導きます。それが再びIoTにより実世界にフィードバックされます。この一連のことがリアルタイムで可能だというわけです。

この「実空間のフィジカルワールド」と「デジタル空間のサイバーワールド」が連携しリアルタイムでぐるぐる回るわけです。それが私たちの身の回りで進行中のサイバーフィジカルシステムです。

なぜAIとIoTがセットのように語られるかというと、今お話したことが理由です。AIの活用だけではなくIoTで実世界とつながっているから大きな意味をもたらしているのです。

**昨今、コロナ禍前後のある場所の人出をビッグデータに基づいて比較した話題をニュースなどで目にしますが、今おっしゃった仕組みから出されているわけですね。**

**山下**　そうですね。スマートフォンのGPSのデータをキャリアごとに蓄積することが出来るので、それに基づいたデータということになるでしょう。それを解析処理して表に出しているということになると思うのですが、これは明らかにビッグデータですがAIというかどうかは微妙なところです。AIの定義は実は曖昧なままに言葉が使われているのが実情です。最近は、データに基づいて色々と学習するものをAIと呼んでいる傾向があるかなと思います。

そして今、この仕組みがありとあらゆるシステムに適用されていることに伴い、もっとあれもこれも出来るのではないかと語られているわけです。

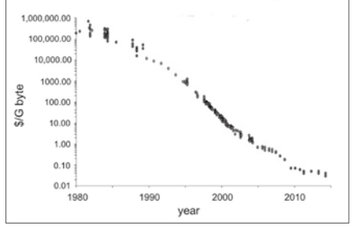
**アマゾンなど販売チェーンでAIが活用されていることは多くの人が身近に感じていますが、製造業の面にフォーカスしてうかがいます。世界的な製造業の現場でAI、IoT導入の事例などを教えていただけますか。**

**山下**　2010年代初頭からドイツが主導し、ヨーロッパでいち早く定着してきたインダストリー4.0がわかりやすい例の1つです。第4次産業革命という日本語訳が充てられることが多いですが、いわゆるAIとIoTを活用したスマートファクトリーです。このインダストリー4.0は、1つの企業の工場が導入してということではなく、多数ある中小規模の工場がネットワークで繋がっています。例えばA工場の生産能力を超えたことがB工場でも分かってその分をフォローする、そのための部品調達も各所に繋がったネットワークでより速やかに行えるという、もっと広い視野でのプロジェクトでもあります。

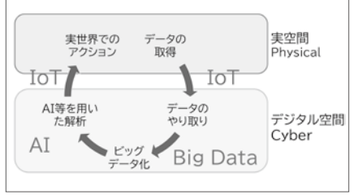
さらにアメリカではインダストリアル・インターネットがよく言われています。これは、もともとはアメリカの大手GE（ゼネラル・エレクトリック）社が掲げその後大きく発展しているコンソーシアムです。

例えば発電タービンの劣化予測システムが販売されていますが、何をフィードバックしてくれるかというと、そのタービンだけでなく他社のタービンのデータまでも集めて、AIが解析をした最良の必要事項を現場にフィードバックしてくれます。使用する自社内だけでは知り得ないトラブル事例だったり、効率的

ハードディスク価格の推移




今起こっていること
サイバーフィジカルシステム




産学官との連携

科学機器 No.869 2020・11

に稼働する仕組みだったり、非常に多くのデータを解析した結果が得られるのです。それがあると現場で使うのにもタービンの信頼性がどんどん上がっていくわけです。

ただ、伴うデータの外部流出の問題があります。今の事例では、使うデータを“外部に渡す”ということで、その契約に同意しないと販売しないという形をとっています。データを渡したくないという理由で購入しない企業もあると聞いています。

**競合になる企業同士がデータを共有し合えればより精度は増すものの、それはなかなか難しい一面がありますね。やはり国が主導しないと進みにくいものでしょうか。**

**山下**　日本でも経済産業省が主導してプロジェクトを組んでの取り組みがありましたが、そのまま企業にお願いをしても「なかなかデータを出すことは難しい」という企業がほとんどです。企業にとって、何らかのインセンティブを約束することで進めていくなどがないと難しいように感じました。

日本は進んでいないことはないのですが、ドイツが進めてきたインダストリー4.0、アメリカのインダストリアル・インターネットを考えると、日本の場合はスマート化を牽引していくためにあたられている予算が乏しいかなとも感じます。2桁、3桁レベルの予算の違いがあるのです。

特定の企業が強大なシェアを持っている場合は、社会的に浸透していきやすくなります。分かりやすいところですと、グーグルのサービスは使用する皆さんのデータは全て取得して使用する旨が利用規約に記載されているのです。ブラウザやOSなどでそれを明記しているのはグーグルのみです。同意しないと使えないわけですが、それを避けたいので使用しないことは、現実的に難しくなっていますよね。

今話してきたことと、ダイレクトに合致するわけではありませんが、日本企業では建設機械大手のコマツが、自社の建設機械にセンサーやその他のIoT機器を搭載して、今、世界中のどの場所で稼働しているのか、個々の機械のエンジンや油圧の状況はどうなのかなどが、いつでも分かるシステムを持っていることは有名な例です。

**製造現場をAI、IoT化するには、やはり莫大な設備投資はさけられないものでしょうか。**

**山下**　全然そんなことはありません。それは個々の案件によるわけで、追加でほとんどコストを発生させずに導入できる手法もたくさんあります。ですので、何も大手製造業だけでなく、中小のものづくりの現場でも導入が可能なものです。今ある機械に対して、何かをとりつけるといっただけで行えることもたくさんあります。

そうしたコストや物のハード、ソフトの面の問題もさることながら、日本の一番大きな課題の1つには、人材育成があげられます。プラントをAIとIoTでスマート化しようと考えた時、AIとIoTに詳しいものの、プラントの知識が非常に少ないという人間が担当した場合、プラント稼働に無関係なデータばかりを収集してしまうということが起きるわけです。逆にプラントの専門家だと、AIやIoTの知識が乏しくてうまく活用出来ないという問題が起きるので、両者の間をつなぐ人材が非常に貴重になります。

こうした人材育成プログラムの作成は、私自身、経済産業省のプロジェクトで携わっていました。

次号「科学の峰々」では、引き続き東京農工大学 工学部 化学物理工学科 山下善之先生にお話を伺います。

現在のAIブームは第3次ブーム。
実世界とデジタルなサイバーワールドが繋がった世界で、
今、私たちは生きています。

産学官との連携

科学機器 No.869 2020・11

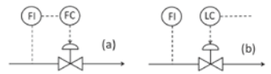
# スマート生産のための AI・IoT活用とプラント運転・制御・保守システムへの展開

東京農工大学 工学部 化学物理工学科　山下研究室

## • プロセス知識も活用する統計的運転監視手法

プロセスモニタリングの手法として、過去の運転データに基づくデータ駆動型の手法がよく知られている。しかし、このタイプの手法はプロセス知識を全く使っていない。そこで、物質収支等の知識を活用して、異常時に値が変化しそうな変数を他の変数から求め、これらも含んだ変数で学習させ異常検出・診断を行わせる手法を提案した。

ベンチマークプロセスに対して適用し、PCA と統計量を用いた標準的な異常検出手法について、提案手法によって生成された変数を追加することによって、異常検出・診断精度が向上することを確認した。




“Physical-Principle Based Extended Attributes for Process Fault Detection、” J. Xia and Y. Yamashita, *J. Chem. Eng. Japan*, Vol. 53, No. 7, pp. 337-350 (2020) 他

## • 複数のモデルを併用する異常値検出手法

実世界のデータ解析を行う場合には、欠損値や異常値が含まれるのは当然のことである。異常値となってしまう原因はさまざまなものがあるため、一般に、一つの方法ですべての場合に対応する万能な手法は存在せず、複数の手法を組み合わせて判断する必要がある。

そこで、複数の手法を組み合わせて、異常値かどうかを判断する手法を考案した。構築した手法をシミュレーションに適用し、複数の手法を組み合わせることによって、異常値を適切に除去できることを検証した。

“Improving Data Reliability for Process Monitoring with Fuzzy Outlier Detection,” H. Tanatavikorn, Y. Yamashita, *Computer Aided Chemical Engineering*, Vol. 37, No.1, pp.1595-1600 (2015) 他

## • 伝熱配管内汚れのモニタリング

リボイラ-の伝熱配管におけるファウリングの程度をモニタリングするため、初期の運転データに基づくブラックボックスモデルと、伝熱に関する知識に基づくモデルを組み合わせて、汚れの程度を表す指標を算出する手法を開発した。

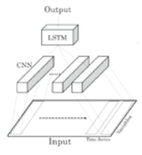
シミュレーションと数社の蒸留塔の実運転データに適用し、モニタリング手法を検証した。

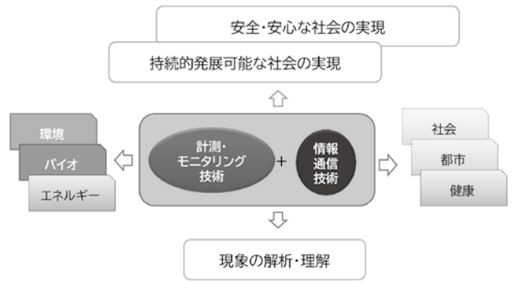
“Fouling Monitoring of a Thermosiphon Reboiler,” Y. Yamashita *et al.*, Heat Exchanger Fouling and Cleaning Conference, Madrid, June (2017)

## • 仮想モニタリング

ほとんどのプロセスにおいて、インラインでリアルタイムには計測しにくいが重要な変数がある。通常、サンプリングして間欠的にモニタリングしているが、他の測定値から何らかのモデルを使って推定することができれば様々な応用が可能となり有用である。

そこで、時系列データからそのような変数を高精度に予測するディープラーニング手法を開発し、プラントのシミュレーションデータで有効性を検証した。また、多変量解析手法などを用いて、流動乾燥プロセス内の水分量推定や、擬似移動床内の糖濃度推定など実プロセスでの有用性を検証した。




稲垣, 山下, 化学工学論文集, Vol. 43, No.1, pp.29-36 (2016)
Honda, Ukawa, Yamashita, APCChE 2019, Sapporo, Sept. (2019)
Ukawa, Yamashita, PSE Asia 2020, Taipei, Nov. (2020) 他