

データ同化による廃棄物処理プラントのデジタルツイン

Digital Twin for Waste Treatment Plants with Data Assimilation

功刀 亮 KUNUGI Makoto JFE エンジニアリング 技術本部 総合研究所 主任研究員
河野 敬行 KAWANO Takayuki JFE エンジニアリング DX 本部 ICT センター
戸村 啓二 TOMURA Keiji JFE エンジニアリング 技術本部 総合研究所 グループマネージャー

要旨

廃棄物処理プラントは、処理対象物の性状が常に変動するため、安定かつ効率的に操業することは容易ではない。一方で、廃棄物から再生可能エネルギーを得るプラントをより効率的に操業することは地球温暖化対策にもつながるため、これまでも増して優れた操業技術が求められている。本稿では、食品廃棄物から電力を得るメタン発酵プラントのデジタルツインを構築し、データ同化技術により様々な操業状態を仮想空間上で再現することで安定かつ効率的な操業を実現する技術を開発したので、得られた成果を報告する。

Abstract:

Waste treatment plants have faced a tough challenge to have stable and efficient operations as characteristics of wastes are changing constantly. On the other hand, waste treatment plants which produce renewable energy from waste mitigate the global warming. Therefore, more efficient operation is crucial to maximize the output of generated electricity. In this paper, the development of a digital twin technology mirroring various operating conditions in the virtual space in JFE Engineering will be reported. This technology could contribute to more stable and efficient operation of a methane fermentation plant generating electricity from food wastes.

1. はじめに

廃棄物プラントの内部を詳細に測定することは困難であり、より良い設計や操業に役立てるため、従来から理論モデルによる数値シミュレーション技術が開発されてきた^{1,2)}。一方で、対象とする廃棄物が均質でないことがプラントの安定操業を難しくする要因の一つとなっており、時々刻々変化していくプラント状態を把握しコントロールするためには高度な技術を要した。そこで、プラント状態を内部の詳細まで含めて把握し、様々な操業状態を再現できるデジタルツインの実現が期待されている。

デジタルツインとは、現実空間における対象物の情報を収集して、デジタル空間内に双子のように複製したものである。デジタルツインを用いることで、①対象物の状態をリアルタイムに把握することができ、トラブル回避や原因解析に役立つ ②様々な条件下で仮想的にテストすることにより、最適な運用方法を見つけ出せる等の活用が期待される。

本稿では、食品廃棄物から電力を得るメタン発酵プラントを対象に、安定かつ効率的な操業を実現すべく、プラント全体のデジタルツインを、データ同化技術を活用して構築、実用化した成果を報告する。

2. シミュレーションとデータ同化

工業分野における現実空間の現象を再現、予測する手法としては、機械力学や熱流体力学などの物理法則を数式化した理論モデルを数値的に解くシミュレーションがよく用いられる。理論モデルはある程度広い運転範囲の予測ができるが、現実とはリンクしていないため、シミュレーション結果が現実と乖離したときは、解析者のパラメーター調整などによるモデルの修正が必要になる。

一方、近年の IoT 技術の発展から、膨大なセンサーデータ等を解析する統計モデルが適用されるケースもある。統計モデルは対象の物理的な理解が必ずしも必要ではなく、豊富な観測データが利用できる場合には有効となる。しかし一般的に観測データを詳細に取得するには多くのコストがかかるため、統計モデルの構築に十分なデータがいつも用意できるとは限らない。また、統計モデルでは学習したデータの範囲外の現象を予測することは困難である。

データ同化 (Data assimilation) は、理論モデルと統計モデルの良いところを合わせ持った手法である。大まかには、理論モデルで推定した値と実際の観測値との差が小さくなるように、理論モデルを統計的に修正する。これを観測値が得られる度に逐次行うことにより、物理現象を完全に網羅した理論モデルでなくても、観測値とリンクすることで現実に近いと見られる。また観測値が豊富でなくても、不足分

2022 年 3 月 31 日受付

は理論モデルにより補うことができ、実際には観測が困難な物理量も理論モデルから推定できる。このような特性から、データ同化は気象や海況予報などの分野で主に発展してきた経緯がある³⁾。

廃棄物処理プラントは、処理対象物の性状が常に変動するため、完全な理論モデルを構築することは難しく、一方で様々に変動するプラント状況をくまなく把握する統計モデルを構築することも難しい。そこで、理論モデルと統計モデルの両方の長所を組合せたデータ同化技術を、廃棄物処理プラントに適用することは、操業最適化を目指す上で非常に効果的であると考えられる。

3. メタン発酵プラントのデジタルツイン構築

3.1 メタン発酵プラントの概要

メタン発酵プラントの概要を図1に示す。本プラントは、食品製造工程で発生する残渣や、廃棄食品を原料とし、嫌気性消化細菌によりメタン発酵して、発生したメタンガスを利用してガスエンジンで発電する設備である。原料は容器包装ごと破砕装置で破砕後、プラスチックなどの発酵不適物を取り除き、調整槽（合計滞留時間2～3日）でスラリーを均質に調整してから、メタン発酵槽（滞留時間20～25日）へ連続的に投入される。

原料は、厨芥などの生ごみ類の他、ペットフードや乾燥パスタなど多岐にわたっており、原料毎に成分の偏りが大きいいため発酵状態が変動しやすく、メタンガス発生量を一定に保つことが難しい。そこで、メタン発酵プラントの理論モデルを構築し、データ同化技術でプラント状態を正確に推定し、メタン発生量を正確に予測することを試みた。

3.2 メタン発酵プラントのモデル化

3.2.1 モデル化の概要

メタン発酵プラントのデジタルツインを構築するにあたり、原料が投入されてから発酵槽でメタンガスが発生し発電するまでのプラント全体をモデル化の範囲とした。プラント全体をモデル化することで、様々な操業状態を仮想空間上で再現しながら、原料投入計画に応じたメタンガス発生量や発電量を正確に予測することが可能となる。これにより、発電量や廃棄物処理量を予測できるため、プラントの操業最適化を図れる（図2）。また、メタン発酵反応の障害に繋がる物質（アンモニア等）のメタン発酵槽への流入量や発酵槽への蓄積量を予測することにより、障害誘引物質（アンモニア障害の場合は窒素源となるたんぱく質）の過剰投入を予防できる。

3.2.2 原料投入～調整槽のモデル化

原料の重量データは容器包装を含むため、品目毎に容器包装の重量比を設定して、有効な原料重量に換算した。投入された原料が流入する調整槽（3槽）は、それぞれ完全混

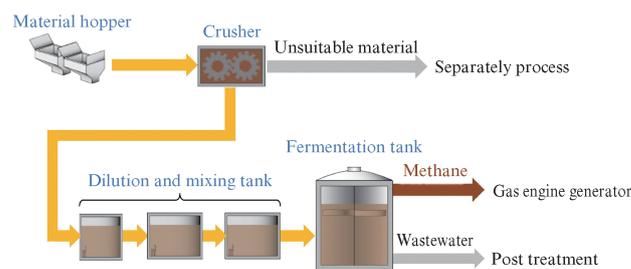


図1 メタン発酵プラント概要

Fig. 1 Summary of methane fermentation plant

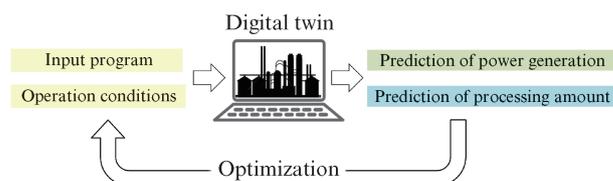


図2 操業最適化

Fig. 2 Flow of operation optimization

合を仮定した槽列モデルで表現し、発酵槽に投入される調整スラリー成分濃度を計算した。

3.2.3 メタン発酵槽のモデル化

メタン発酵反応の理論モデルはいくつか提案されているが⁴⁾、本稿では多様な廃棄物を処理するプラントに対応するため、多様な投入原料に対応した複数の変数を用い、それぞれが生物分解性有機物から有機酸を経てメタンガスに変換されるモデルを構築した。また、有機酸の生成に関わる酸生成菌、およびメタンガスの生成に関わるメタン菌も独立して用いた。図3にメタン発酵反応モデルの概要を示す。

図3中に示された変数記号の内容は以下のとおり。

$Sbvsin\ i$: 原料 i の発酵槽流入生物分解性有機物濃度 (g/L)

$Svfain\ i$: 原料 i の発酵槽流入有機酸濃度 (g/L)

$Ffeed$: 発酵槽流入流量 (L/d)

$Fout$: 発酵槽流出流量 (L/d)

$Fmeth$: メタンガス流量 (L/d)

$Sbvsin$: 発酵槽流入生物分解性有機物濃度 (g/L)

$Svfain$: 発酵槽流入有機酸濃度 (g/L)

$Sbvs\ i$: 原料 i の生物分解性有機物濃度 (g/L)

$Sbvs$: 生物分解性有機物濃度 (g/L)

$Svfa$: 有機酸濃度 (g/L)

$Xacid$: 酸生成菌濃度 (g/L)

$Xmeth$: メタン菌濃度 (g/L)

V : 発酵槽液量 (L)

$Treac$: 発酵槽温度 (°C)

メタン発酵反応の理論モデルを構成する主な基礎方程式を以下に示す。

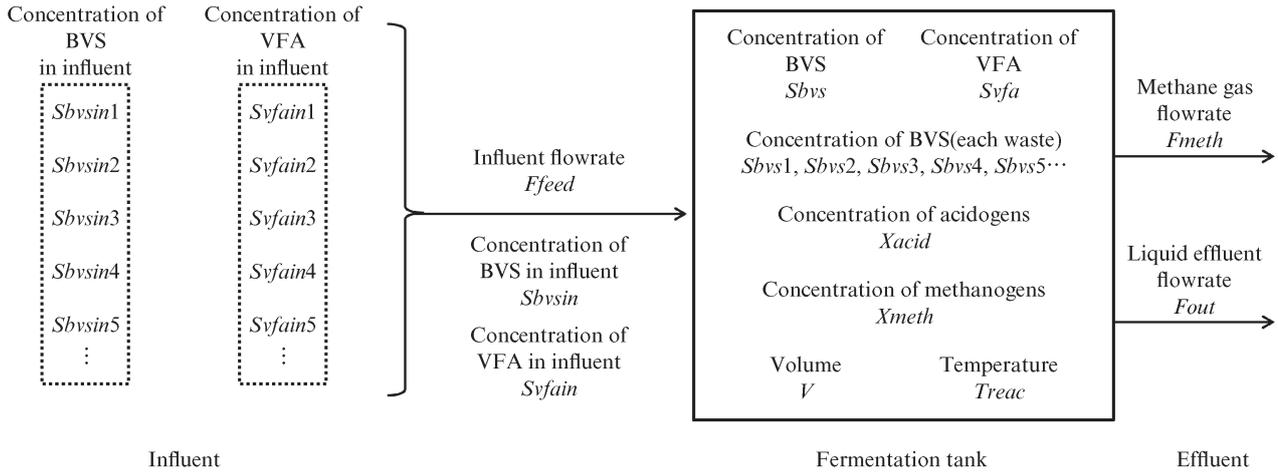


図3 メタン発酵反応モデルの概要

Fig. 3 Overall block diagram of an anaerobic reaction model

- 生物分解性有機物のマスバランス

$$\frac{dS_{bvs\ i}}{dt} = S_{bvs\ i} \cdot \frac{F_{feed}}{V} - S_{bvs\ i} \frac{F_{out}}{V} - \mu_i \cdot k_{1i} \cdot X_{acid} \quad \dots \quad (1)$$

- 有機酸のマスバランス

$$\frac{dS_{vfa}}{dt} = S_{vfa} \cdot \frac{F_{feed}}{V} - S_{vfa} \frac{F_{out}}{V} + \mu \cdot k_2 \cdot X_{acid} - \mu_c \cdot k_3 \cdot X_{meth} \quad \dots \quad (2)$$

- 酸生成菌のマスバランス

$$\frac{dX_{acid}}{dt} = \left(\mu - K_d - \frac{F_{out}}{V} \cdot b \right) \cdot X_{acid} \quad \dots \quad (3)$$

- メタン生成菌のマスバランス

$$\frac{dX_{meth}}{dt} = \left(\mu_c - K_{dc} - \frac{F_{out}}{V} \cdot b \right) \cdot X_{meth} \quad \dots \quad (4)$$

- メタンガスの生成

$$F_{meth} = V \cdot \mu_c \cdot k_5 \cdot X_{meth} \quad \dots \quad (5)$$

3.3 状態空間モデル

前記メタン発酵反応モデルは非線形であるため、状態空間モデルの構築においては、次式 (6), (7) で表される離散時間非線形システムとして表す。

$$x_{k+1} = f(x_k) + w_k \quad \dots \quad (6)$$

$$y_{k+1} = h(x_k) + v_{k+1} \quad \dots \quad (7)$$

ただし、 x_k は状態ベクトル、 y_k は観測ベクトル、 $f(x_k)$ お

よび $h(x_k)$ はそれぞれ上記状態方程式 (6) および観測方程式 (7) を構成する非線形関数である。また、 w_k および v_k はそれぞれシステムノイズ、および観測ノイズである。

状態ベクトル x_k は、発酵槽の生物分解性有機物濃度 $S_{bvs\ i}$ 、発酵槽の有機酸濃度 S_{vfa} 、発酵槽の酸生成菌濃度 X_{acid} 、発酵槽のメタン菌濃度 X_{meth} を用いて、観測ベクトル y_k は、メタンガス発生量 F_{meth} 、および発酵槽の有機酸濃度 S_{vfa} を用いて、次式 (8) (9) のように表される。

$$x_k = [S_{bvs\ 1\ k}, \dots, S_{vfa\ k}, X_{acid\ k}, X_{meth\ k}] \quad \dots \quad (8)$$

$$y_k = [F_{meth\ k}, S_{vfa\ k}] \quad \dots \quad (9)$$

メタン発酵モデルにおける非線形関数 $f(x_k)$ は、発酵槽の生物分解性有機物濃度、発酵槽の有機酸濃度、発酵槽の酸生成菌濃度、発酵槽のメタン菌濃度の時間発展を記述し、各マスバランス式を用いて、次式 (10) として表される。

$$f \begin{pmatrix} S_{bvs\ i\ k} \\ \vdots \\ S_{vfa\ k} \\ X_{acid\ k} \\ X_{meth\ k} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} S_{bvs\ i\ k} \\ \vdots \\ S_{vfa\ k} \\ X_{acid\ k} \\ X_{meth\ k} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{dS_{bvs\ i}}{dt} \\ \vdots \\ \frac{dS_{vfa}}{dt} \\ \frac{dX_{acid}}{dt} \\ \frac{dX_{meth}}{dt} \end{pmatrix} \quad \dots \quad (10)$$

また、観測方程式 (7) を構成する非線形関数 $h(x_{k+1})$ は、状態方程式 (6) により計算された時刻 $k+1$ での発酵槽のメタン菌濃度 $X_{meth\ k+1}$ 、および発酵槽の酸生成菌濃度 $S_{vfa\ k+1}$ を用い、次式 (11) として表される。

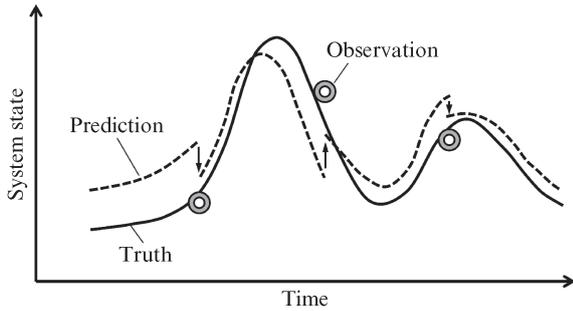


図4 カルマンフィルタによる逐次状態推定のイメージ
Fig. 4 Image of sequential state estimation by Kalman filter

$$h \begin{pmatrix} X_{meth\ k+1} \\ S_{vfa\ k+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} V \cdot \mu_c \cdot k_5 \cdot X_{meth\ k+1} \\ S_{vfa\ k+1} \end{pmatrix} \dots\dots\dots (11)$$

3.4 カルマンフィルタによる状態推定

上記のようにして構築された状態空間モデルにおいて、モデルの状態変数を逐次的に推定する手法として、本開発では非線形カルマンフィルタの一手法である Unscented Kalman Filter を適用した。

具体的には、時刻 k における状態変数 x_k (発酵槽の生物分解性有機物濃度、発酵槽の有機酸濃度、発酵槽の酸生成菌濃度、発酵槽のメタン菌濃度) に対するメタンガス発生量と発酵槽の有機酸濃度の推定値 y_k と、メタンガス発生量と発酵槽の有機酸濃度の観測値の誤差を修正するように、各状態変数の値をカルマンフィルタにより推定する。

カルマンフィルタによる逐次状態推定のイメージを図4に示す。このカルマンフィルタによる状態推定は、過去の実績値によって推定を繰り返す中で推定精度が向上する。

4. メタンガス発生量の予測と操業最適化

4.1 プラント状態推定結果

原料は成分の特徴により5つにグループ化した。発酵槽流入流量 F_{feed} 、発酵槽流出流量 F_{out} 、発酵槽液量 V 、発酵槽温度 T_{reac} および観測値であるメタンガス発生量 F_{meth} は、設備のセンサーデータを使用した。

2ヶ月の期間で、上記データを用い Unscented Kalman Filter により状態変数 (生物分解性有機物濃度 S_{bvs1-5} 、有機酸濃度 S_{vfa} 、酸生成菌濃度 X_{acid} 、メタン菌濃度 X_{meth}) を推定した。

原料グループ毎の投入量を図5、推定した発酵槽の状態変数を図6および図7に示す。

図6および図7に示したように、データ同化により発酵原料である生物分解性有機物濃度と有機酸濃度を詳細に推定できた。ここで推定された有機酸濃度は、別途実測した値

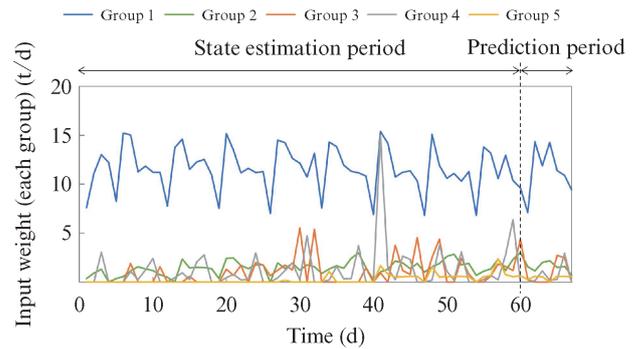


図5 原料グループ毎の投入量
Fig. 5 Input weight for each waste group

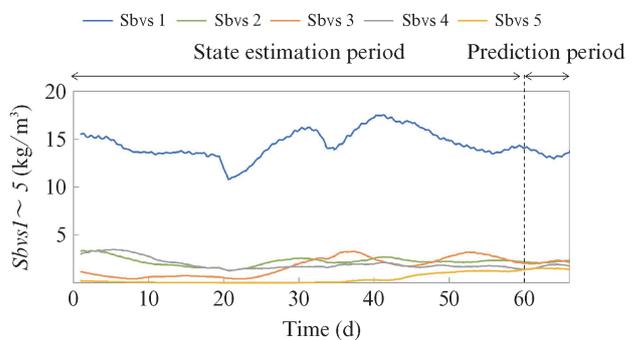


図6 発酵槽の状態変数 (1)
Fig. 6 State variables in fermentation tank (1)

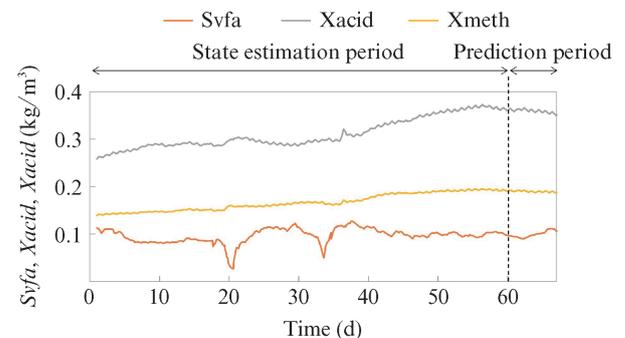


図7 発酵槽の状態変数 (2)
Fig. 7 State variables in fermentation tank (2)

とよく一致することを確かめた。また、実測が難しいが重要な変数である酸生成菌濃度やメタン菌濃度も把握できた。

4.2 メタンガス発生量の予測結果

2か月間の状態変数推定期間でプラント状態を詳細に把握した後、予測期間(7日間)の原料投入データを理論モデルに入力し、メタンガス発生量を予測した結果を図8に示す。メタンガス発生量の予測結果は、実測値とよく一致した。2020/3/1~2020/12/31の期間でメタンガス発生量の予測値

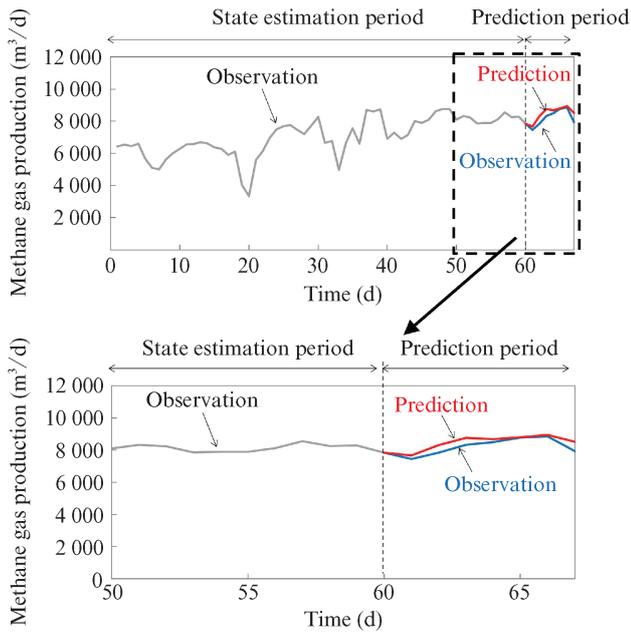


図8 メタンガス発生量の予測
Fig. 8 Prediction of methane gas production

と実測値の比較を繰り返したところ、予測誤差の平均値は4%以下であり、最大誤差としても8%を超えることなく、高精度な予測ができた。

4.3 操業最適化

メタンガス発生量が多いほど発電量が大きくなるが、ガスエンジンの最大負荷量を上回ると無駄になるため、ガスエンジンの最大負荷量で一定に制御することが理想である。前述のメタンガス発生量の予測技術を用いれば、目標のメタンガス発生量への制御が実現できると考えられた。

メタンガス発生量の実績値と、同時期の原料投入計画と操業条件を最適化した場合の計算値を図9に示す。本期間

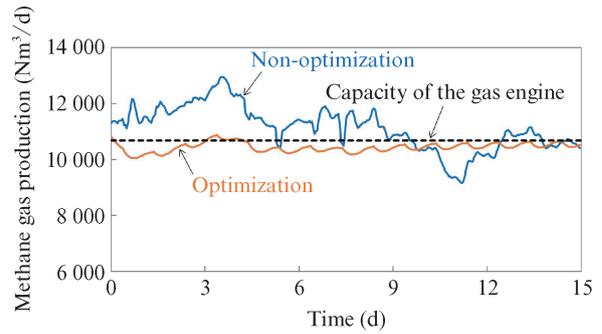


図9 原料投入計画と操業条件の最適化によるメタンガス発生量の安定化
Fig. 9 Stabilization of gas production by waste input and operation optimization

の前半では、実績値はガスエンジンの許容量を超えており、発電に用いることができない余剰ガスが発生した。また期間後半では、メタンガス発生量がガスエンジン許容量を下回り、ガスエンジンの稼働率が低下した。原料投入を最適化した場合は、ほぼガスエンジンの許容値付近となり、ガスの余剰によるロスやエンジン稼働率の低下がほとんど生じていない。

さらに、目標のメタンガス発生量と必要な廃棄物処理を両立する原料投入計画および操業条件を自動的に求めるアルゴリズムを構築し、実プラントで実用化した。なお、このアルゴリズムには、発酵トラブルを未然に防止するための操業条件、すなわち投入流量や各種成分の濃度、固形物濃度やその変動幅などの制限も盛り込んだ。図10に構築した操業最適化システムの全体図を示す。本システムにより、メタンガス発生量为目标値に近づけるだけでなく、廃棄物処理の優先順位に応じたプラント操業も計画可能であり、安定かつ効率的なプラント運営の実現に寄与できる。

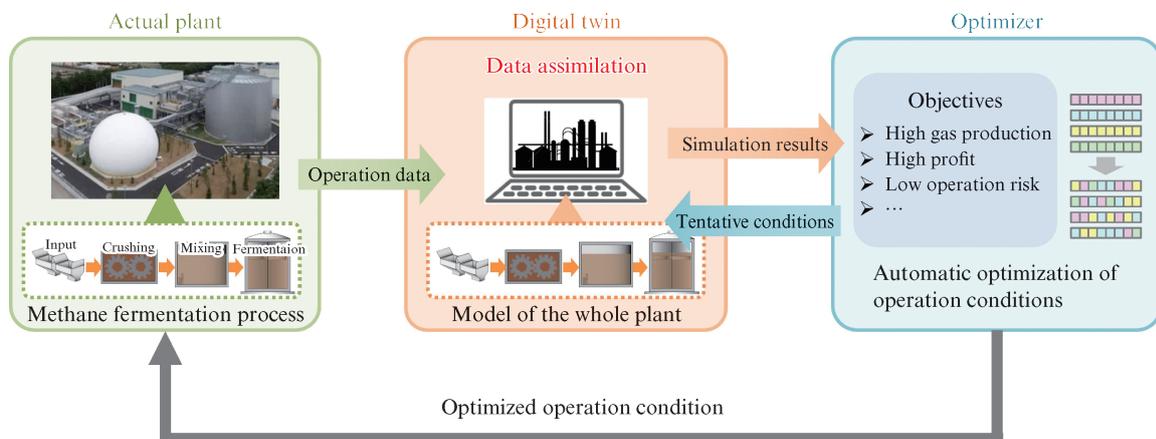


図10 操業最適化システム
Fig. 10 Operating condition optimization system

5. おわりに

本稿では、処理対象物の性状が常に変動する廃棄物処理プラントの安定かつ効率的な操業を実現する、データ同化技術によるメタン発酵プラントのデジタルツインの構築に関して述べた。本技術により、プラント内部の発酵原料濃度や、実測が困難な菌体濃度を把握し、メタンガス発生量の高精度な予測を実現した。また、本技術を活用することで、メタンガスを目標値通りに発生させることと、必要な廃棄物処理を両立する操業条件を導出することが可能となった。さらに、自動的に最適な原料投入計画を求めるアルゴリズムを構築し、メタンガスの余剰や不足のない操業を実現した。

今後はメタン発酵プラントに限らず、ごみ焼却炉や下水処理等の廃棄物プラントへ本技術の適用を目指す予定である。デジタルツインを活用した仮想運転により、プラント運転管理の省力化・自動化、トラブルの未然防止や回復支援にも繋がられると考えている。また、再生可能エネルギープラントのさらなる効率化を通じて、地球温暖化対策に貢献していきたい。

参考文献

- 1) 傳田知広, 中山剛, 岩崎敏彦. 廃棄物焼却炉に関する数値シミュレーション技術の開発. JFE 技報. 2013, no.32, p.61-66.
- 2) 宮田純, 周藤孝雄, 局俊明. 「活性汚泥モデル」を用いた下水処理シミュレーション技術. JFE 技報. 2004, no.3, p.25-31.
- 3) 淡路敏之, 蒲地政文, 池田元美, 石川洋一. データ同化—観測・実験とモデルを融合するイノベーション—. 京都大学学術出版会, 2009, 284p.
- 4) D. T. Hill. Simplified Monod Kinetics of Methane Fermentation of Animal Waste. Agricultural Wastes. 1983, vol.5, issue1, p.1-16.



功刀 亮



河野 敬行



戸村 啓二