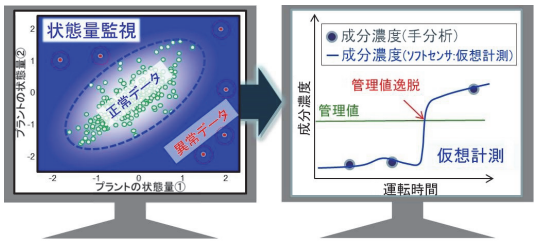
ソフトセンサを用いたプラント水質の仮想計測・監視技術

Virtual Measurement and Monitoring Technologies for Plant Water Quality by Using Software Sensors



澤津橋 徹哉*1 Tetsuya Sawatsubashi
梶 伸之介*2 Shinnosuke Kaji
嬉野 絢子*2 Ayako Ureshino
藤井 秀治*3 Shuji Fujii
松原 龍一*4 Ryuichi Matsubara
船津 公人*5 Kimito Funatsu

発電所のプラント水質を対象として，東京大学との共同研究で開発したソフトセンサによる仮想計測の可能性を検討した。遺伝的アルゴリズムを用いた変数選択，非線形回帰モデルと適用型モデルを組み合せたプラント運転追従型のソフトセンサモデルを構築し，これまで連続測定が困難であった塩化物イオン濃度を，実機プラントデータによる解析で仮想計測できることを検証した。

三菱重工グループでは，AI/IoTを活用した保守・保全やオペレーション支援を提供するデジタルソリューションビジネスを展開しており，今後，ソフトセンサを実装したアプリケーションを開発し，運転員の技量に拠らず状態量監視が可能な発電プラント水質診断システムの開発を進めていく。

1. はじめに

発電所では，独立系発電業者(IPP:Independent Power Producer)案件の増加や熟練運転員不足を背景に，安定運転のための水質管理支援ニーズが増している[(1)]。プラント水質は，センサの測定値及び組成分析値により管理されているが，蒸発管噴破，腐食やスケーリング等の不具合が発生することがある。これらの不具合を未然防止するため，重要な組成及び濃度の連続監視が有効であるが，これを妥当な設置コスト，メンテナンスコストで実現する単独のモニタリング装置はなく，さらに人的・物的リソースが不足する場合，人手による管理には限界がある。

昨今，AI/IoTの技術進展が目覚ましく，ソフトセンサと呼ばれる多種のデータ同時解析を活用した仮想計測の技術開発が盛んに進められ，化学・石油産業，半導体産業，鉄鋼産業，製薬産業への実用が進んでいる[(2)]。

そこで，このソフトセンサを活用し，プラント既存データから水質中の重要な組成・濃度を連続的に仮想モニタリングし，性能やランニングコストでの運転最適化の実現を目指して仮想計測の技術開発を進めている。図1にソフトセンサ適用前後のイメージを示す。

本報では，機器の腐食などに影響を及ぼす塩化物イオン(Cl)を題材に，その濃度予測の検討事例を紹介する。

*1 総合研究所化学研究部 チーム統括 博士(工学)
*2 総合研究所化学研究部
*3 総合研究所化学研究部 室長 博士(理学)
*4 総合研究所化学研究部 主席研究員
*5 東京大学 工学系研究科 教授 博士(理学)

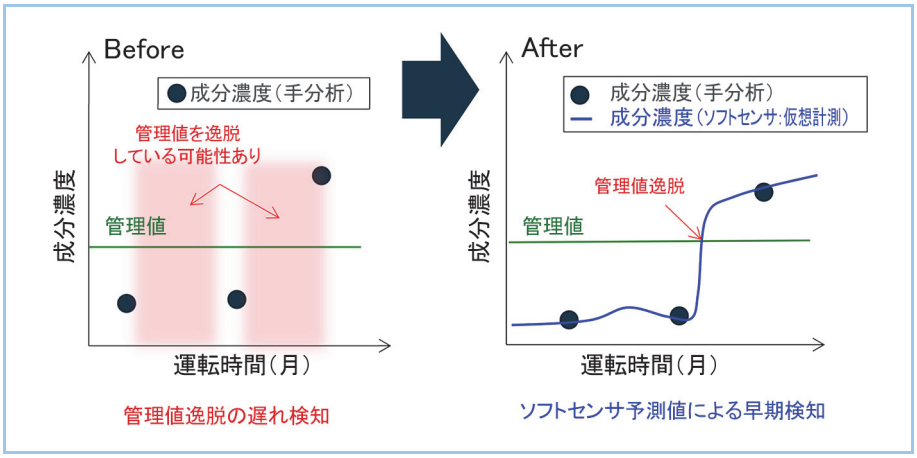


図1 ソフトセンサ適用前後の水質モニタリングイメージ

2. ソフトセンサとは

2.1 ソフトセンサ

ソフトセンサ[3][4]とは，オンラインのセンサで直接測定が容易な温度，圧力などの説明変数と，手分析などで不定期にしか得られない目的変数との相関から数値モデルを先に構築し，以降，数値モデルにより，監視したい目的変数の値を，連続測定する説明変数から推定する方法である。このイメージを図2[5]に示す。ソフトセンサを用いることにより既存のセンサ値を用いて，目的とする状態量を，仮想的に連続測定したかのように活用することが可能となる。

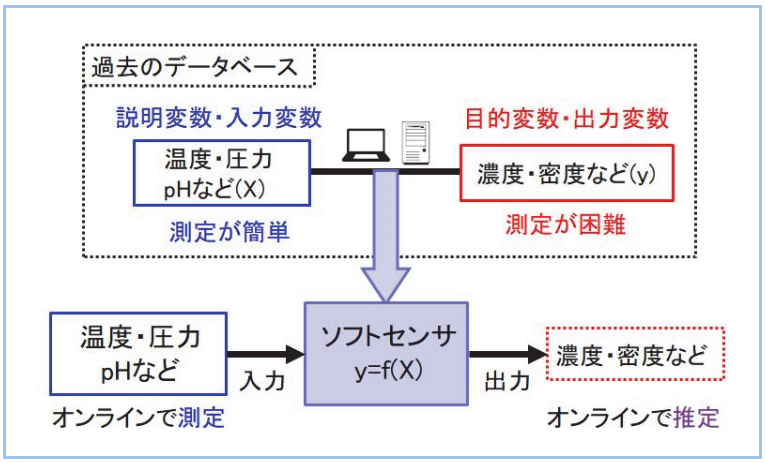


図2 ソフトセンサの概念図

2.2 時刻遅れを考慮した説明変数の選択手段

ソフトセンサで数値モデルを構築する際，目的変数と相関の高い説明変数を選択することが予測精度の向上に重要であるが，流体の計測を行う場合，流体の移動に伴う時間遅れにより，センサ値の変化が起こる。その遅れは，系におけるセンサの位置やセンサの応答遅れに依存するため，同時刻の複数のセンサ指示値を用いて解析を行った場合，誤差が大きい，もしくは相関関係を見いだせないといった不具合が発生する。物理モデルや経験から，目的変数と説明変数の関係が既知の場合は，その相関が最大になるように時間をずらして良好なモデルを構築できるが，複数のデータサンプルを用いる場合や，相関が明瞭でない場合は，時間遅れの考慮は難しい。

そこで，今回は，遺伝的アルゴリズムを用いた動特性の考慮と変数選択を同時に行う手法（Genetic Algorithm-based process Variables and Dynamics Selection, GAVDS[6]）を採用した。図3にプラントにおける時間遅れの考え方を示す。プラントの下流にある変数（図3 y）を，上流にある複数の変数（図3 x_1, x_2）から予測する際，時刻tにおける y(t)は，同一時刻に得られる $x_1(t)$や $x_2(t)$から予測するよりも，$x_1(t-t_1)$や $x_2(t-t_2)$，及びこれらの組み合わせから予測を行ったほうが予測

精度の高いモデルが構築できる。しかしながら，過去の説明変数の計測値も含めて数値モデルを構築すると，説明変数の数が膨大となり処理に時間を要する。そこで，最適化手法の一つである遺伝的アルゴリズムを用いることで，目的変数を予測するのに適した説明変数と時間遅れの組み合わせを抽出した。

このように，GAVDS を用いることで各センサ指示値の遅れを考慮した変数選択が可能となった。

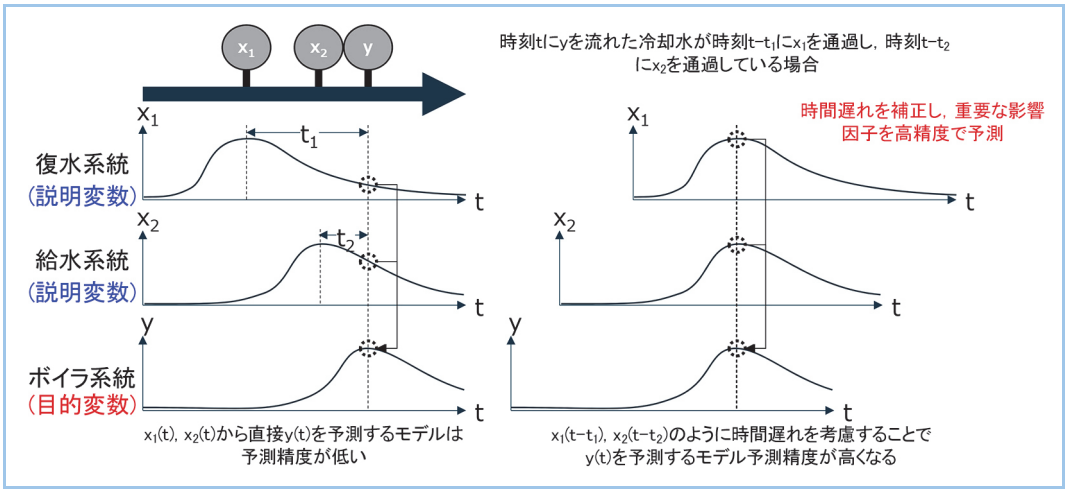


図3 GAVDS による変数選択例
(yを高精度で予測する為に必要な変数とその時間領域を自動選択する手法)

2.3 予測モデル

選択されたモデル構築用サンプル(センサ値の組み合わせ)を用いて予測モデルの構築を行う。今回の解析では線形回帰手法である部分的最小二乗法(Partial Least Squares Regression, PLS[7])，非線形回帰手法であるサポートベクター回帰(Support Vector Regression, SVR[8])，ランダムフォレスト(Random Forest, RF[9])の3手法を比較した。

2.4 モデル作成用データのサンプル選択

プラントでは，機器の劣化や配管へのスケール付着等によって予測対象の目的変数と予測に用いる説明変数の関係が時間の経過とともに変化していく。このため，初期のモデル構築用サンプルから作成した予測モデルの精度が，時間の経過とともに低下していく場合がある。

この問題に対処するため，プラント運転追従型ソフトセンサ(以下，適応型ソフトセンサ)を適用した。適応型ソフトセンサでは，予測モデルを作るためのサンプルを所定の方法で選択・更新しながら予測を行う。この時の手法として，MW(Moving Window)方式[10]と JIT(Just in Time)方式[11]などが研究されている。MW 方式と JIT 方式の概念を図4に示す。MW 方式では，必要としている時刻に近い相関性の高いサンプルをいくつか選択し予測モデルの構築を行い，時間の経過とともにそのサンプルを次々変えていくものである。モデルの劣化にも対応しやすい特徴がある。一方，JIT 方式では蓄積した過去のサンプルから，現在のプラント状態に近いサンプルをいくつか選択し，予測モデルの構築を行う。今回の解析では，予測モデルの構築に利用するサンプルの選択方法として，運転時の経時変化に追従しやすい MW 方式を採用した。

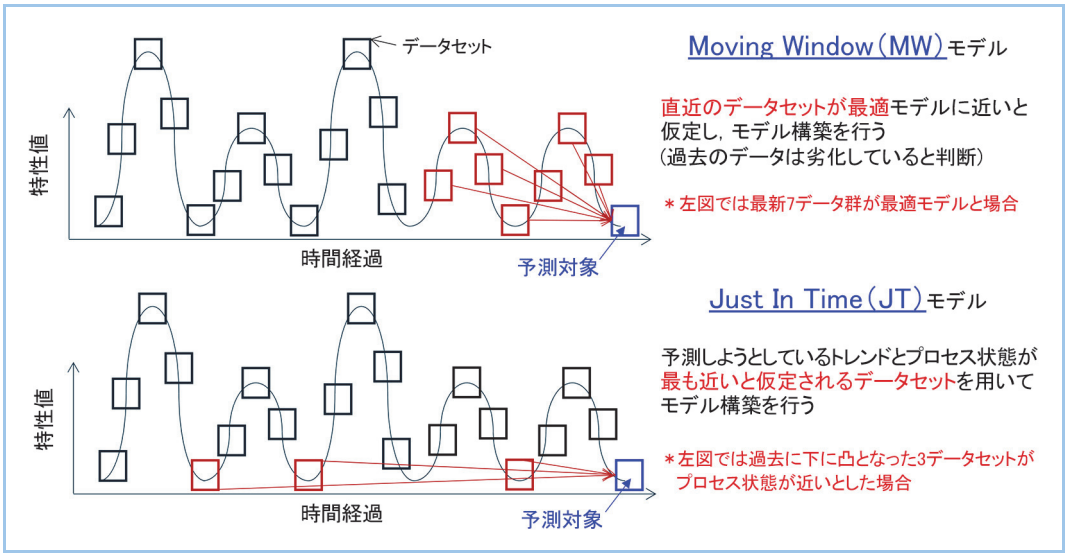


図4　適用型モデルの比較

3. 不純物濃度予測の検討状況

3.1 検討対象の系統図と予測データ位置

何らかの原因で系統内に海水が混入し，海水に含まれる Cl イオンが循環水系統に混入すると，復水系統，給水系統，ボイラ系統，蒸気系統などを経由して蒸気に Cl イオンが混入し，最悪のケースでは蒸気タービン上に析出する。そのため，復水器からの海水漏洩を検知するサンプリング点として，高圧ドラム水の Cl 濃度を選定した。海水リーク発生時の汚染範囲及び予測対象箇所を図5に示す。一般的には，復水器に近い復水ポンプ出口の Cl 濃度を検知できれば，早期に海水リークを検知できるが，本検討では，復水ポンプ出口水の電気伝導率や酸電気伝導率でも検知できない濃度レベルの微量の海水リークを対象としていることから，ドラム内の水蒸発によって濃縮される高圧ドラム水の Cl 濃度を予測対象とした。高圧ドラム水の Cl 濃度を推定することで，不純物混入状況によるプラント運転継続可否の早期判断を行い，微量海水リークによる蒸気タービン腐食リスクを最小限にすることが可能になる。

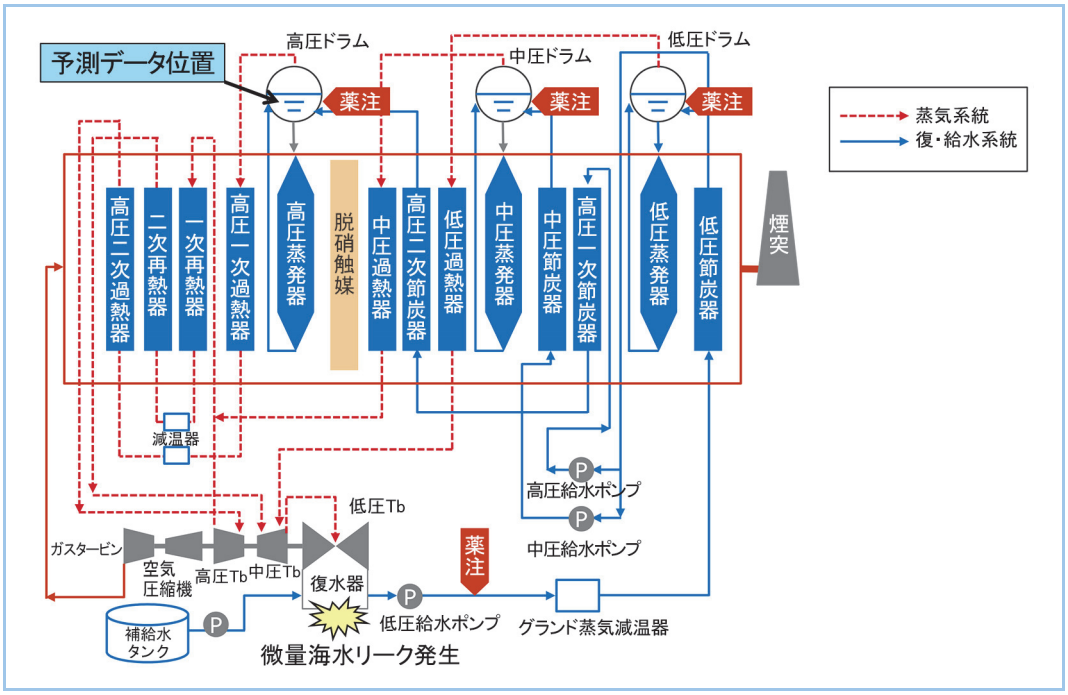


図5　海水リーク発生時の Cl 濃度予測対象箇所

3.2 検討対象データ

本検討では，天然ガス焚きガスタービンコンバインドサイクル火力発電プラントの復水・給水系統の水質データを用いた。説明変数及び目的変数として用いたデータの一覧を表1に示す。説明変数は，プラントにセンサが取り付けられ，オンラインで連続的に計測値が得られる，電気伝導率，pH 等とした。また目的変数は，前述のように Cl イオンの循環水系統への混入を把握するために最適な変数である，高圧ドラム水の Cl 濃度とした。

表1 検討対象の変数

説明変数	目的変数
連続データ(各 2344 点) ①復水ポンプ出口 CC，EC ②低圧節炭器入口 CC，EC，DO，pH，N_2H_4 ③低圧ドラム水 EC，pH，Si ④中圧ドラム水 EC，pH，Si ⑤高圧ドラム水 EC，pH，Si ⑥低圧過熱器出口蒸気 CC ⑦ガスタービン燃焼器入口蒸気 CC ⑧再熱器出口蒸気 CC ⑨高圧過熱器出口蒸気 CC	手分析データ(134 点) ⑤高圧ドラム水 Cl

CC:酸電気伝導率，EC:電気伝導率，DO:溶存酸素，pH:水素イオン濃度，N_2H_4:ヒドラジン，Si:シリカ
Cl:塩化物イオン

3.3 検討結果及び考察

(1) GAVDS による主要パラメータの選定

図6に GAVDS の解析結果を示した。このヒートマップの横軸は，ゼロが現在時刻でその左側のマイナス値が過去の時間に相当する。縦軸は説明変数を示している。ここで，マップ上で黄色く表示されている箇所が，目的変数である高圧ドラム水の Cl 濃度と相関の高い説明変数及びその時間遅れを示している。今回の解析結果においては，現在時刻の高圧ドラム水の Cl 濃度と最も相関が高いのは，0～10 分前後の高圧ドラム水の電気伝導率(EC:Electrical Conductivity)であることが示唆され，目的変数を予測するための重要な説明変数，時間遅れであることが分かった。

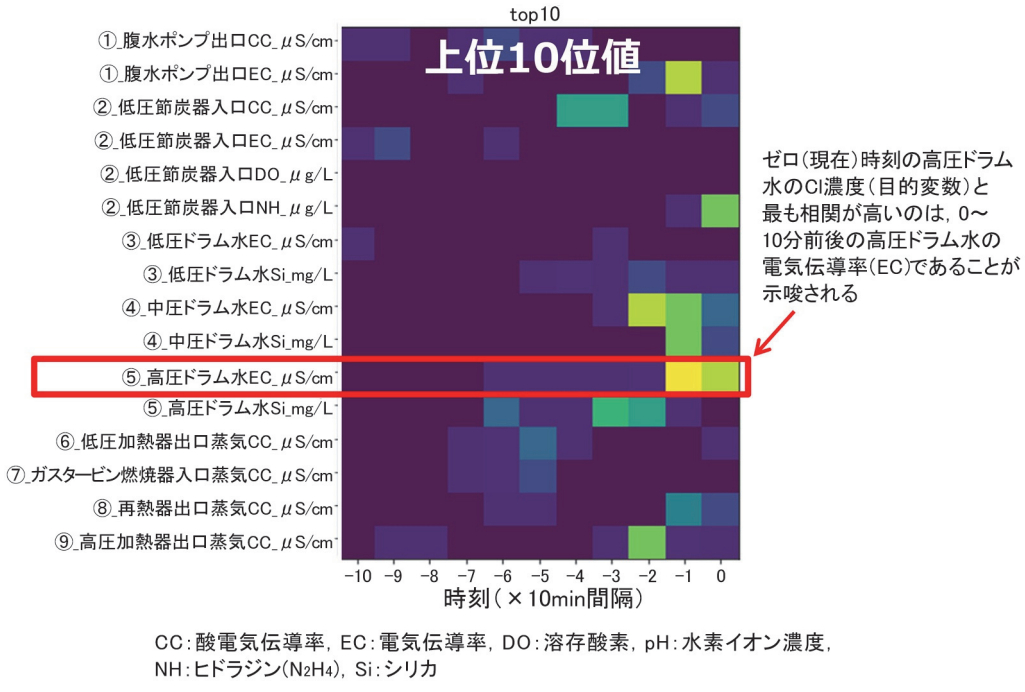


図6 GAVDS 解析結果例

(2) 高圧ドラム水の Cl 濃度の予測

GAVDS 解析で選定した説明変数を主に用い，図7に示すようにデータセットの前半区間を学習データ，後半区間を検証データとし，後半区間の Cl 濃度予測を実施した。

適用型モデルとしてプラント状態のドリフトに対応可能な手法である MW を，回帰モデルは PLS，SVR 及び RF を用いた。その解析結果を表2に示す。検証した範囲では， 回帰モデルに RF を用いたケースで最も予測精度が高く，決定係数 R^2＝0.68 にて Cl 濃度を予測可能であることを確認した。この予測値と実測値を重ねて表示した，Cl 濃度のトレンドを図8に示す。

なお，高圧ドラム水の電気伝導率は，一般的に薬品注入濃度管理のために用いられており，電気伝導率計で塩分混入を検出できるのは海水が比較的大量に漏洩したケースのみであり，微量の海水リークの場合は薬品注入による電気伝導率の変動との区別ができないと考えられていた。今回の解析によって，GAVDS で説明変数を適切に抽出してモデル化することで，薬品注入による外乱に影響されずに高圧ドラム水の Cl 濃度を予測することが可能となった。現在，データの蓄積及び他のプラント水質でのモデル検証を進め，モデルの更なる精度向上を図っている。

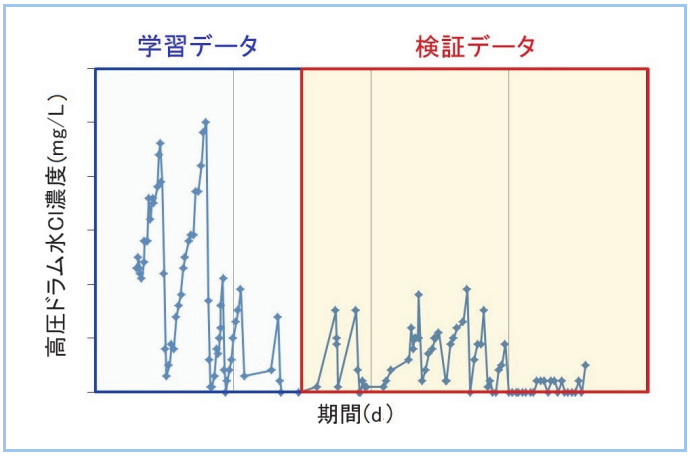


図7 検討対象データの学習期間と検証期間

表2 Cl 濃度の予測結果

サンプル	回帰モデル	R^2	RMSE
MW	SVR	0.62	0.03
MW	RF	0.68	0.03
MW	PLS	0.63	0.03

R^2：Coefficient of determination（決定係数）
RMSE：Root mean square error（平均平方二乗誤差）
MW：Moving Window
PLS： Partial Least Squares Regression（部分的最小二乗法）
SVR： Support Vector Regression（サポートベクター回帰
RF： Random Forest （ランダムフォレスト）

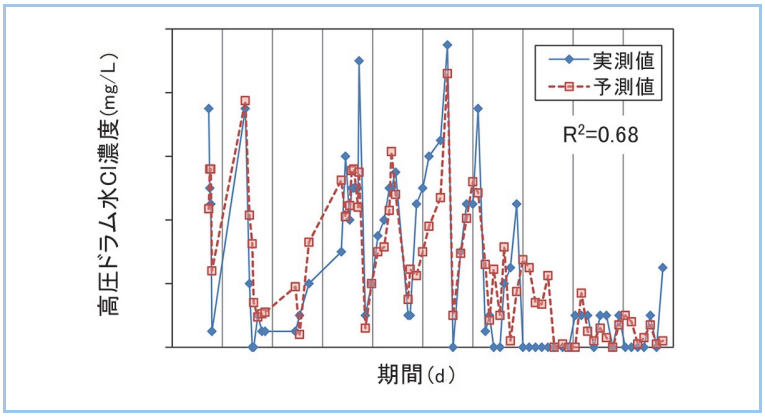


図8 Cl 濃度の実測値と予測値のトレンド比較（解析手法：MW-RF）

3.4 プラント水質の状態量監視・診断に向けたシステム開発

三菱重工グループでは，プラント保守・保全やオペレーション支援を提供するデジタルソリューションビジネスを展開しており，様々なアプリケーションを開発し，プラントへの実装を推進している。図9にソフトセンサを組み合わせた水質診断フローチャート例を示す。運転員の技量に依存しない水質監視・異常診断モデルを搭載した状態監視とソフトセンサのハイブリット水質診断システムを開発中であり，経験則や物理モデルに基づいた従来の水質監視と，ソフトセンサを用いた仮想計測・水質診断を組み合わせ，プラント運転制御に資するシステムを構築する。

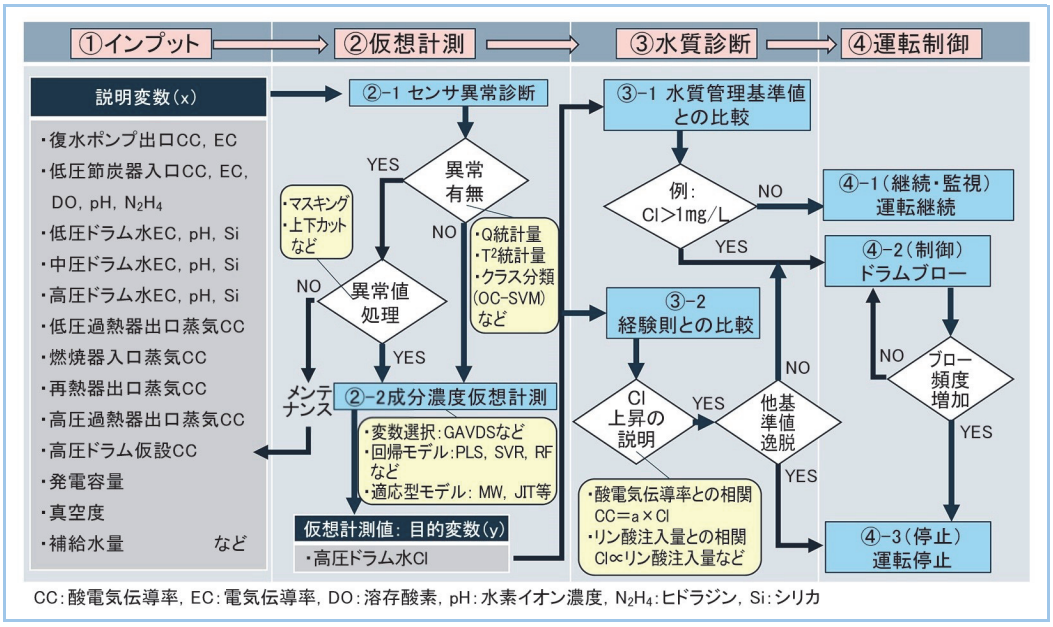


図9 ソフトセンサを組み合わせた水質診断フローチャートの例

将来の AI/IoT による発電プラント運転も視野に入れ，ソフトセンサ等の技術を活用，応用することでプラントの計画外停止リスク低減に貢献し，製品信頼性を確保することで発電プラントの連続運転を支援していく。

4. まとめ

近年， 火力発電プラント，化学プラント，鉄鋼，環境設備などを対象に，AI/IoT を活用した保守・保全やオペレーション支援を提供するデジタルソリューションビジネスが展開されており，三菱重工グループでは，様々なアプリケーションを開発し，プラントへの実装を推進している。

本報では，東京大学との共同研究で開発した，ソフトセンサを用いたプラント水質の仮想計測技術について，そのコンセプトと研究成果を概説した。現在，データの蓄積と他のプラント水質での検証によりモデルの改良や異常検知との組合せを検討中であり，プラント水質診断システムへの実装を進めている。本技術を火力・原子力プラントに適用することで，当該設備の安全運転，保全活動に繋げていく予定である。

参考文献

(1) 椿崎仙市ら： 三菱重工技報，55(1)，(2018) 30-35
(2) 大寶茂樹ら：化学工学，83(4)，(2019)
(3) 船津公人ら：ソフトセンサ入門，基礎から実用的研究例まで，コロナ社(2015)
(4) P. Kadlec, et al., Comput. Chem. Eng. 33, (2009) p.795-814
(5) 船津公人：化学工学，80(12)，(2016)
(6) H. Kaneko, K. Funatsu. AIChE, 58(6),(2012) p.1829-1840
(7) S. Wold, et al., Chemom. Intell. Lab. Syst. 58, (2001) p.109-130
(8) D. Basak, et al., Neural Inform. Proc., 11(10), (2007) p.109-130
(9) L. Breiman, Machine Learning, 45, (2001) p.5-32
(10) J. C. Jeng, J. of Taiwan Inst. Of Chem. Eng., 41, (2010) p.475-481
(11) K. Fujiwara, et al., AIChE, 55, (2009) p.1754-1765