

〈研究発表〉

薬注ガイダンスシステム

平 林 和 也¹⁾, 大 林 宏 史²⁾, 占 部 正 敏³⁾¹⁾ 株式会社安川電機 システムエンジニアリング事業部 社会・環境システム技術部
(〒 824-8511 福岡県行橋市西宮市 2-13-1 E-mail: Kazuya.Hirabayashi@yaskawa.co.jp)²⁾ 株式会社安川電機 システムエンジニアリング事業部 社会・環境システム技術部
(〒 824-8511 福岡県行橋市西宮市 2-13-1 E-mail: Hiroshi.Obayashi@yaskawa.co.jp)³⁾ 株式会社安川電機 システムエンジニアリング事業部 社会・環境システム技術部
(〒 824-8511 福岡県行橋市西宮市 2-13-1 E-mail: Masatoshi.Urabe@yaskawa.co.jp)

概 要

凝集や滅菌処理に使用する薬品の注入率をガイダンスするシステムを構築した。このシステムは収集したデータからビッグデータ解析でモデルを構築し、収集データにより数分から1時間先を予測することができる。今回は1時間先を予測したモデルを構築し、実プラントで薬注ガイダンスを行った。検証は変動が激しい雨天日の期間を選定し、予測誤差は、PACが2.96%、中次亜注入率が3.35%となり、実運用では対応可能なレベルとなった。実証期間中、雨天日で原水濁度が上昇したにも関わらず、処理濁度は0.1度以下を確保した。

キーワード：浄水、凝集、薬注ガイダンス、ビッグデータ

原稿受付 2016.7.7

EICA: 21(2・3) 94-97

1. はじめに

浄水処理には、急速ろ過、緩速ろ過、膜ろ過など、種々の方法がある。急速ろ過では原水が低濁度であっても、ろ過するだけでは、コロイド懸濁度物質の十分な除去は難しく、前処理として薬品による凝集が不可欠である。また、緩速ろ過方式においても、原水の濁度が30度以上になると、沈殿後の濁度が高くなり、ろ過閉塞するための、凝集沈殿によって濁度を下げおく必要がある。

このように原水を浄化するためには、ろ過の前に、凝集、沈殿させる必要があるが、この凝集剤の注入率は、ベテラン運転員によって、これまでの経験を元に設定されていることが多い。特に豪雨などの影響によって原水水質の変動が激しい時期では、薬剤注入量の調整は難しく、熟練した運用経験が必要である。

少子高齢化に伴う技術者不足が予想される中、上下水道施設の安定的な運転を継続していくには、これま

での熟練した運転員の運転ノウハウを継承する必要がある。それをカバーする方法の一つとして、ビッグデータを活用したガイダンスが有効と考えた。ビッグデータ解析とは、過去のデータの収集と解析を行い、これまでと同様の運転をガイダンスする。サーバでモデルを作成し、その結果を管理用PCにガイダンスとして表示することでノウハウの継承と上下水道施設の安定的な維持管理が可能となる。

ビッグデータ分析を取り入れた薬注ガイダンスシステムを構築し、実設備で検証を行っている。本論文では、解析手法および実証結果を報告する。

2. 実証システム構成

2.1 A 浄水場

対象の浄水場のフロー図を Fig. 1 に示す。施設能力 19,700 m³/d である。河川から取水し、生物処理池を経て、PAC、硫酸バンドを注入して、凝集沈殿し

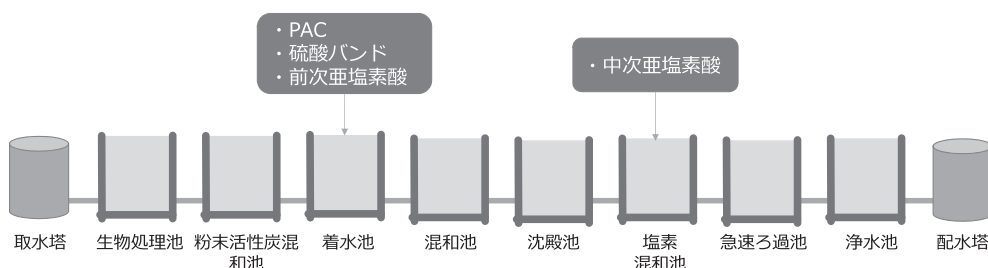


Fig. 1 Purification Plant

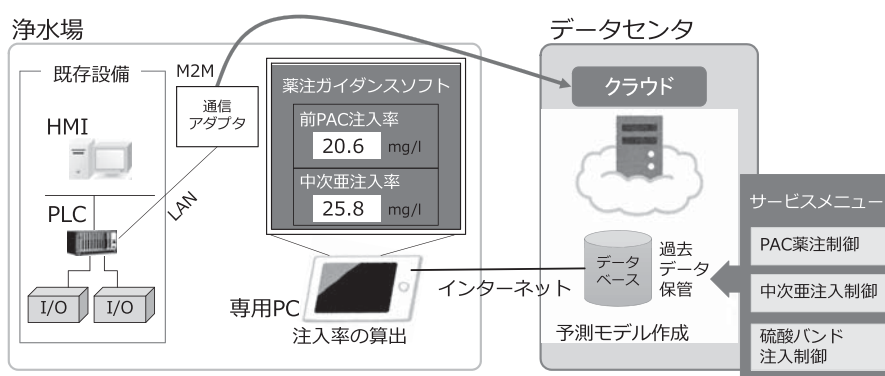


Fig. 2 System Configuration

ている。その後、沈殿池を経て、塩素を注入し、トリハロメタンやカビ臭生成の低減を図っている。急速ろ過を経て、浄水池へと送水し、配水池から各家庭へ水を供給している。

対象の浄水場は、河川より取水しているため、雨天時には、取水濁度が大幅に上昇することがあり、凝集剤の注入量は、取水濁度、温度、これまでの経験などを総合的に判断し、運転員が決定している。

2.2 ガイダンスシステム

今回のガイダンスでは、PAC 注入、硫酸バンド注入、次亜塩素素注入の値を対象にした。

実証は、実プラントに通信機器、PLC、タブレットなどを設置し、オンラインでデータを収集し、ガイダンスすることにした。そのシステム構成を Fig. 2 に示す。浄水場の各計測器のデータ（水量、水質など）を収集している PLC から、M2M 経由で全データをクラウドサーバに送信する。全データをクラウドサーバの薬注ガイダンスのモデルに入力し、関連のあるデータを自動的に抽出し、モデルを構築した。今回はビッグデータを解析するために使用されている機械学習方法を適用した。季節変動なども対応できるように、モデルに使用するデータは1年間とした。

構築したモデルに対し、直近のデータを入力することで薬注制御に必要な予測値を算出し、浄水場のタブレットへ送信している。1時間先を予測するシステムを構築した。

2.3 ビッグデータ解析

この薬注ガイダンスに使用した予測モデルには、ランダムフォレスト¹⁾決定木法を応用した。このモデルは対象物の属性について質問を積み重ねてゆくことにより、最終的にある種の判断を実現する知識の表現方法である¹⁾。

現場からヒアリングした浄水工程における滞留時間や、薬剤効果の時間を考慮した前後の時系列データな

ど現場独特のデータを追加して学習させた。

既設の浄水場の多種の計測器からデータを収集し、ビッグデータ分析を行う。各計測器間の相関や対象の計測器の予測に対する寄与度等は、コンピュータが自動学習するので、導入時の設定が容易となる。

4. 机上検証

実プラントに設置する前に机上での検証を行った。予測の条件は下記とした。

- ・モデル作成に使用したデータ 1年間
- ・予測周期 1時間毎

1年間の全データを帳票から受領し、ビッグデータ分析を使用して予測モデルを構築した。予測モデルと直近のデータを入力することで、1時間先を予測して検証を行った。

Fig. 3 にオフラインでの PAC 注入率の実測値と予測値を示す。PAC の注入率が変動している 2015 年 1 月 15 日から 18 日までの 4 日間を対象に予測を行った結果、平均予測誤差 2.2% という高精度な予測を実現することが出来た。対象の浄水場はこの期間の PAC 注入率が約 25-30 mg/l であり、誤差の 2.2% は注入率にすると 0.55-0.66 mg/l の誤差があることから、実運用にて使用できる精度であると言える。

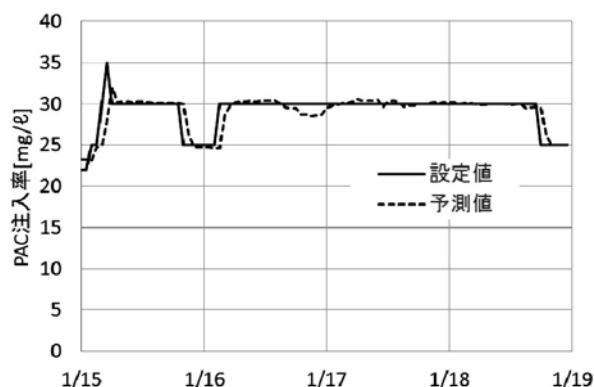


Fig. 3 Prediction and Setting Value of PAC Dosage (simulation)

硫酸バンド、次亜塩素酸の注入においても同様の精度が得られていることを確認した。

このように机上では、精度の高い結果が得られたことから、次のステップとして実プラントでの薬注ガイダンスシステムの検証を実施することにした。

5. 実プラント検証

机上での検証と同様に、1時間先の前次亜塩素酸注入率、中次亜塩素酸注入率、PAC注入率、硫酸バンド注入率について予測精度の検証を行った。また、その実証期間中の原水濁度、処理濁度の変化についても確認を行った。

実証は2016年2月3日～約半年継続している。晴天日は原水濁度の変化が少ないため、各注入率は大きな変化がないと考え、原水濁度が変化する雨天日に注目した。そこで、49 mmの雨量を計測した5月16日前後の結果について検討を行った。予測検討の対象期間は、5月16日の雨の影響を考え、5月16日～18日の3日間とした。本報告では、凝集剤としてPAC、塩素注入として中次亜塩素酸を選定して報告する。

5.1 PAC注入率

Fig. 4に実プラントでPAC注入率の設定値と予測値を示す。5月17日の注入率設定の上昇や5月18日の注入率低下にも予測値は追従できていることが示された。予測のために使用した計測値の寄与率を調査すると、想定された原水濁度以外に硫酸バンド注入率、処理流量、水温、ろ過時間などが選定されており、モデル構築時に使用している。このように多数の計測値を使用してモデルを構築し、予測した結果、この3日間の予測誤差は2.96%となった。PACの注入期間の注入率平均が約25 mg/lであったことから、誤差は0.74 mg/lとなる。運用では数 mg/l単位で設定して運転しているため、この誤差は運用上対応可能なレベルと考えられる。

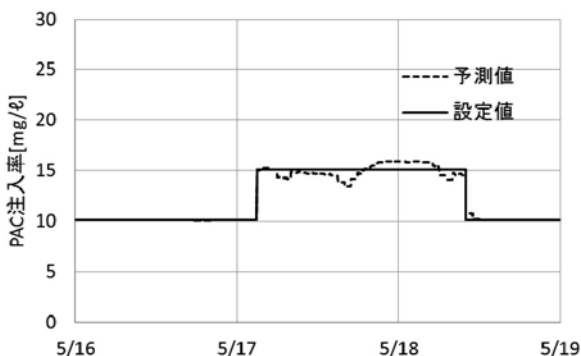


Fig. 4 Prediction and Setting Value of PAC Dosage in Purification Plant

5.2 中次亜塩素酸注入率

Fig. 5に実プラントで中次亜塩素酸注入率の設定値と予測値を示す。モデルで寄与率が高いとされた計測値は、処理流量、ろ過池洗浄時刻、配水池水位などが抽出された。残留塩素の目標値に近づくように注入率を設定しているため、中次亜塩素酸注入後の残留塩素も寄与率が高いと考えられる。これらのデータでモデルを構築し、予測した結果、この3日間の予測誤差は3.35%となった。硫酸バンド注入期間の注入率平均が約1.16 mg/lであったことから、誤差は0.04 mg/lとなる。運用では0.1 mg/l単位で設定して運転しているため、この誤差は運用上対応可能なレベルと考えられる。

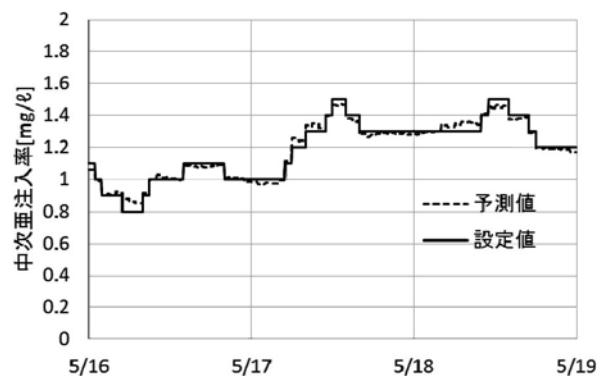


Fig. 5 Prediction and Setting Value of Hypochlorous Acid

5.3 濁度変化

Fig. 6に検証期間の一部を抽出した3日間の原水濁度と処理後の濁度の時系列変化を示す。運用では、運転員が薬注ガイダンスで出力された注入率の予測値や過去の経験から総合的に判断して、注入率の設定値を決定している。その結果、雨天時には原水濁度は40度程度の高い値を示したが、処理後の濁度は、0.1度を確保できた。

Fig. 7に実証全期間の原水濁度と処理後の濁度の時系列変化を示す。各種薬品の注入において、晴天時、雨天時において高精度で薬品の注入率の予測が実現でき、

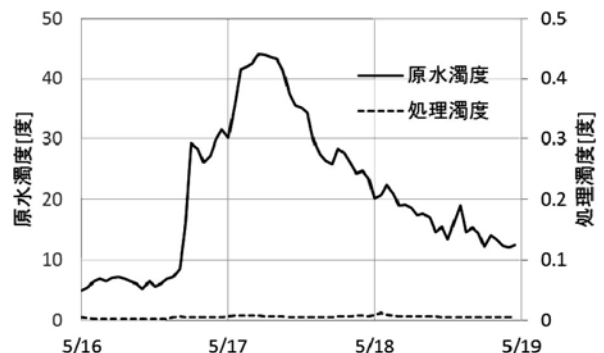


Fig. 6 Water Intake Turbidity and Treatment Turbidity

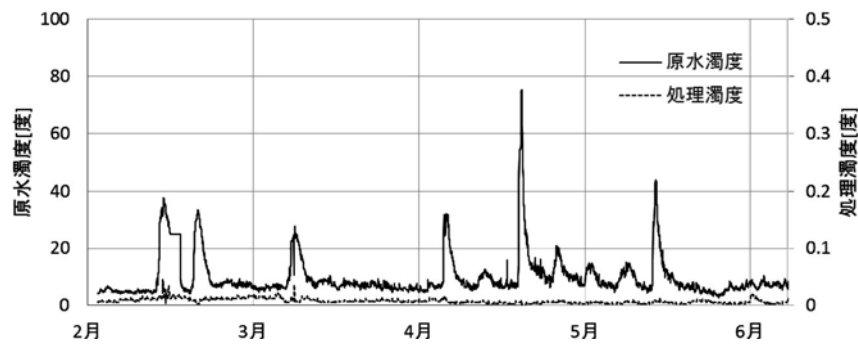


Fig.7 Water Intake Turbidity and Treatment Turbidity in Experiment Period

原水濁度が80度と高い値の時に、処理濁度も0.1度以下を確保することができた。この結果、ベテラン運転員が不在時においても、これまでと同様の運転を安定的に実施できる可能性があることが示された。

6. ま と め

薬注ガイダンスを構築し、実プラントで半年間検証を行った。浄水場にコントローラや通信機器を設置し、検証を行った結果、雨天日においても誤差は3～4%

あった。

取水濁度が変動する雨天時での検証が少ないことから、今後は、雨天時のデータをさらに蓄積し、検証をしてきたいと考えている。

参 考 文 献

- 1) Breiman, Leo. "Random forests." *Machine learning* 45.1 (2001): 5-32.