

嫌気好気活性汚泥法のための知的制御アルゴリズム

古川誠司¹、廣辻淳二¹、時盛孝一²、高須 弘³、松田初弘³

¹ 三菱電機(株) 先端技術総合研究所
 尼崎市塚口本町 8-1-1

³ 東京都下水道局 施設管理部水質調査係
 東京都新宿区西新宿 2-8-1

² 三菱電機(株) 電力・産業システム事業所
 神戸市兵庫区和田岬町 1-1-2

概要

嫌気好気活性汚泥法の処理水質を与えられた目標値に維持する知的制御アルゴリズムの運用法について検討した。設定値の変更間隔あるいはニューラルネットワークで構成したアルゴリズムの学習効果などを計算機シミュレーションにより解析した結果、いくつかの重要な知見を得た。例えば操作量を返送率とした場合、その設定間隔は3時間の場合が処理水りん濃度を最もよく制御できた。また、返送率と同時に曝気量を調節しても処理水りん濃度が悪化することがあった。良好な学習効果を得るためには、過去9時間程度の設定値と水質データを入力すればよいことがわかった。本アルゴリズムの実用化に向け大きく前進したと考える。

キーワード

嫌気好気活性汚泥法、りん除去、制御、シミュレーション

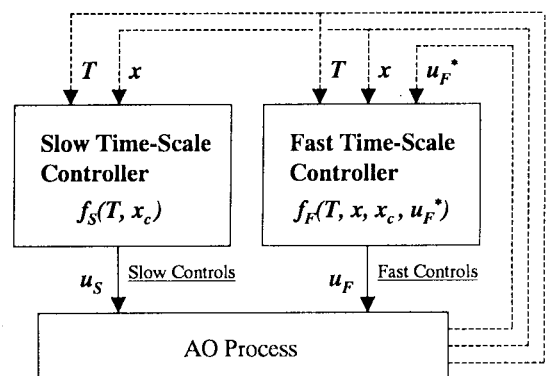
1. はじめに

嫌気好気活性汚泥法(以下AO法)に代表される生物学的窒素/りんプロセスは、嫌気あるいは好気条件下で誘導される複雑な微生物機能を利用するものであり、現状ではその運用に高度な専門知識やノウハウを必要としている。今後、これらが全国に普及する中で、どこの処理場でも同じように良好な処理水質を実現するためには、難しい運転管理を簡素化あるいは一部自動化できる水質制御技術の確立が必要である。筆者らはこの一環として、いくつかの新しい制御システムの開発に取り組んだ¹⁾。中でも、前報で報告した知的制御アルゴリズムによる設定値演算システム²⁾は、プロセスの制御変数を任意の観点から最適化できる新しいシステムとして特に有望と考えるものである。本報では、知的制御アルゴリズムの具体的な運用法について計算機シミュレーションにより検討した。

2. 知的制御アルゴリズムの概要

本アルゴリズムは、AO法による生物学的りん除去の定常状態と非定常状態における制御特性の違いに着目して導出したものである。図1に示すように2種類のコントローラで構成する。

Slow Time-Scale Controllerは処理水質(x)、流入



T: 流入条件 x: 処理水質 x_c: 目標水質
 u_F: 応答の速い変数 u_S: 応答の遅い変数 u_F^{*}: 過去の設定値

図1 知的制御アルゴリズムの概要

条件 (T) を監視しながら応答の遅い制御変数、例えば MLSS 濃度の設定値 (u_s) を決定する。演算はオフラインでよい。シミュレータなどを用いて処理状況を詳細に解析し、最適な設定値を決定する。

Fast Time-Scale Controller は処理水質 (x) や流入条件 (T) だけでなく過去の設定値 (u_p^*) も考慮しながら応答の速い制御変数、例えば曝気量や返送率などの設定値 (u_p) を算出する。演算と数値設定はオンラインで行う必要がある。制御変数 u_p 、被制御変数 x 、パラメータ T の相関は複雑であり、動力学モデルを用いた制御演算は多大な計算量を要する。よって、ニューラルネットワーク (以下 N/N) のようなインテリジェントモデルを適用し、これを適宜学習させながら運用するのが適当である。

本システムは制御変数の応答の速さに応じて、別々のアルゴリズムでこれらを最適化するので合理的かつ効率的である。また、処理水りん濃度、窒素濃度など任意の観点から最適化できることも大きな特長である。

3. アルゴリズムの運用に関する検討

3.1 検討方法

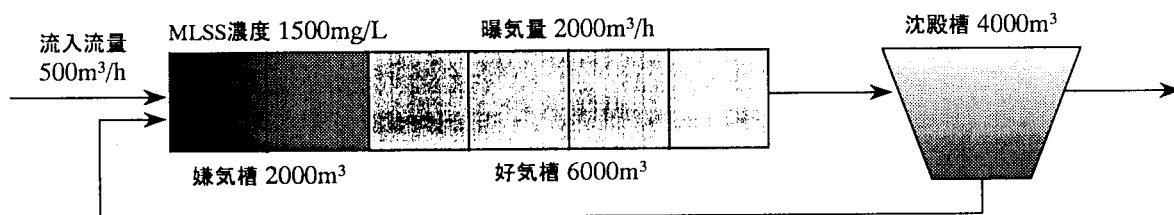


図2 処理フローと諸元

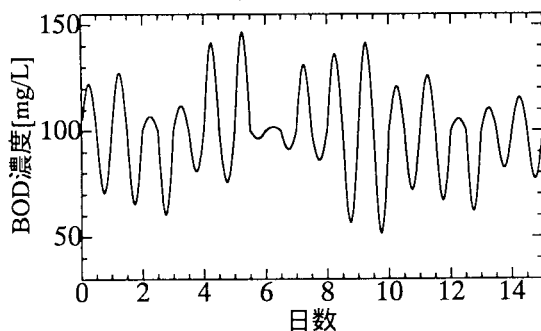


図3 (1) 流入BOD濃度

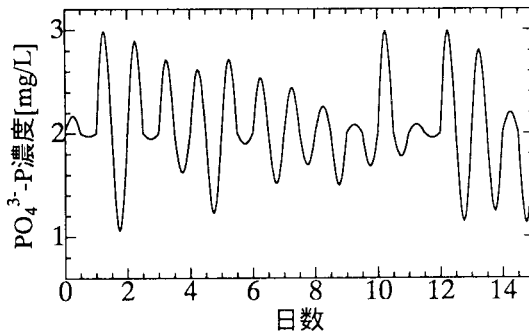


図3 (2) 流入PO₄³⁻-P濃度

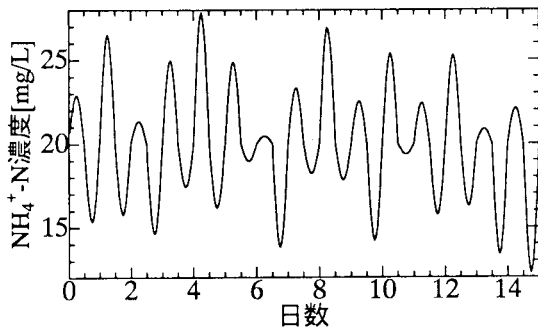


図3 (3) 流入NH₄⁺-N濃度

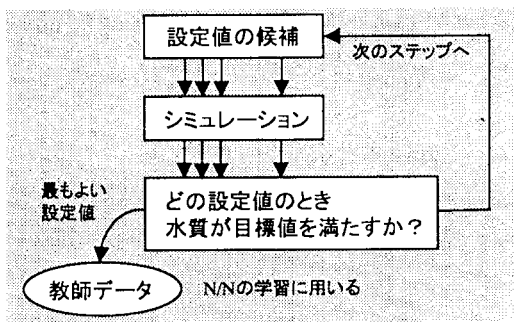


図4 計算の手順

N/Nを適用したFast Time-Scale Controllerの運用法を明らかにするために、IAWQ 活性モデルNo.2³⁾による計算機シミュレーションを行った。操作量には返送率を選択し、設定値の適切な変更間隔やアルゴリズムの学習効果などについて解析した。処理フローと諸元は図2のように仮定した。流入下水中のBOD、 PO_4^{3-} -Pなどの濃度変動は24時間周期の正弦関数で表し、振幅を乱数で変化させた(図3)。流入流量は一定とした。

3. 2 結果ならびに考察

(1) 設定値の変更間隔について

一定間隔でいくつかの設定値を与えてシミュレーションし、得られた処理水りん濃度と目標値0.5mg/Lとの偏差が最も小さい設定値を選ぶという操作を繰り返した(図4)。返送率の範囲は0.3~1.0とした。

図5(1)~(4)にシミュレーション結果を示す。処理水りん濃度を最もよく制御できたのは、変更間隔が3時間の場合であった。これよりも間隔が長い6時間、12時間の場合りん濃度が増大するとともに変動が大きくなった。また、間隔が2時間の場合でも処理水りん濃度が大きく悪化することがあった。間隔が短すぎると、すなわち処理水質の応答を待たずに次の設定値を選択すると後で水質の悪化をまねく可能性がある。反応槽の滞留時間等にも依存すると考えられるが、返送率の変更は3時間程度の間隔をおく方がよいことが示唆された。

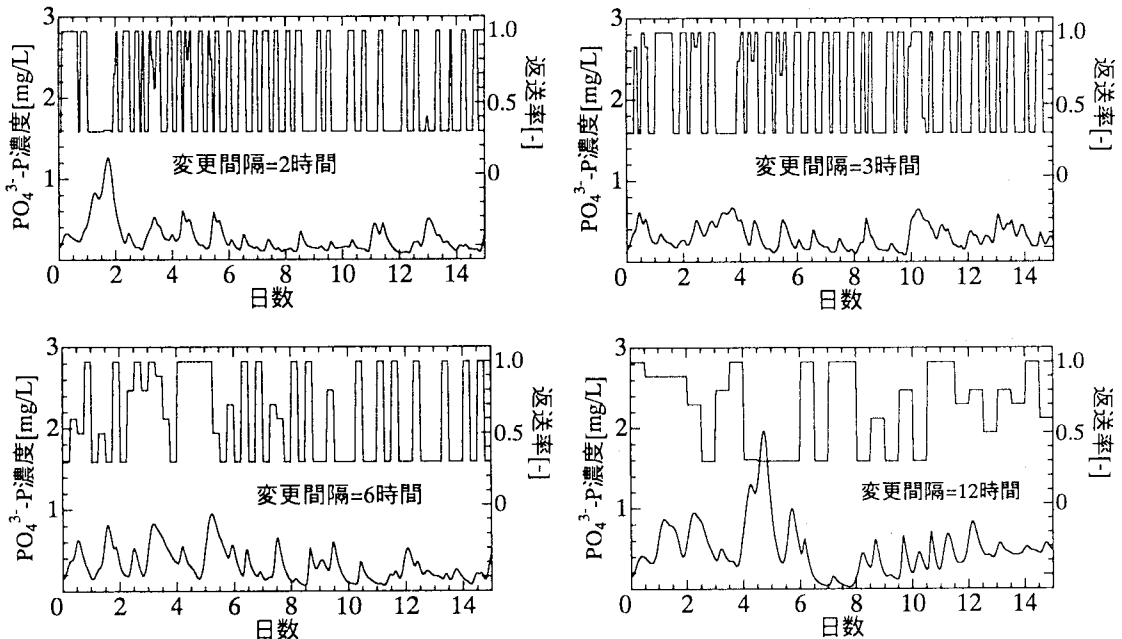


図5 設定値の変更間隔の影響

(2) 返送率を固定した場合との比較

返送率を固定した場合との処理水質の差異を確認した。図6に示すように返送率を30%に固定すると処理水りん濃度は低く抑えられた。50%、70%、90%と設定値を高くするに従ってりん濃度が増大し変動も大きくなった。一方、処理水窒素濃度は(図7)、返送率を低く設定するとレベルが上昇した。特に30%の場合、返送率を調節した場合との差異が顕著であった。70%、90%の2ケースでは後者と同等かわずかに改善される傾向が認められた。今回適用したアルゴリズムは処理水りん濃度の制御のみを目的とするものであったが、窒素除去にも寄与することがわかった。すなわち、返送率を低く固定する運転に比べて処理水質向上のために総合的に有利であることを明らかにできた。

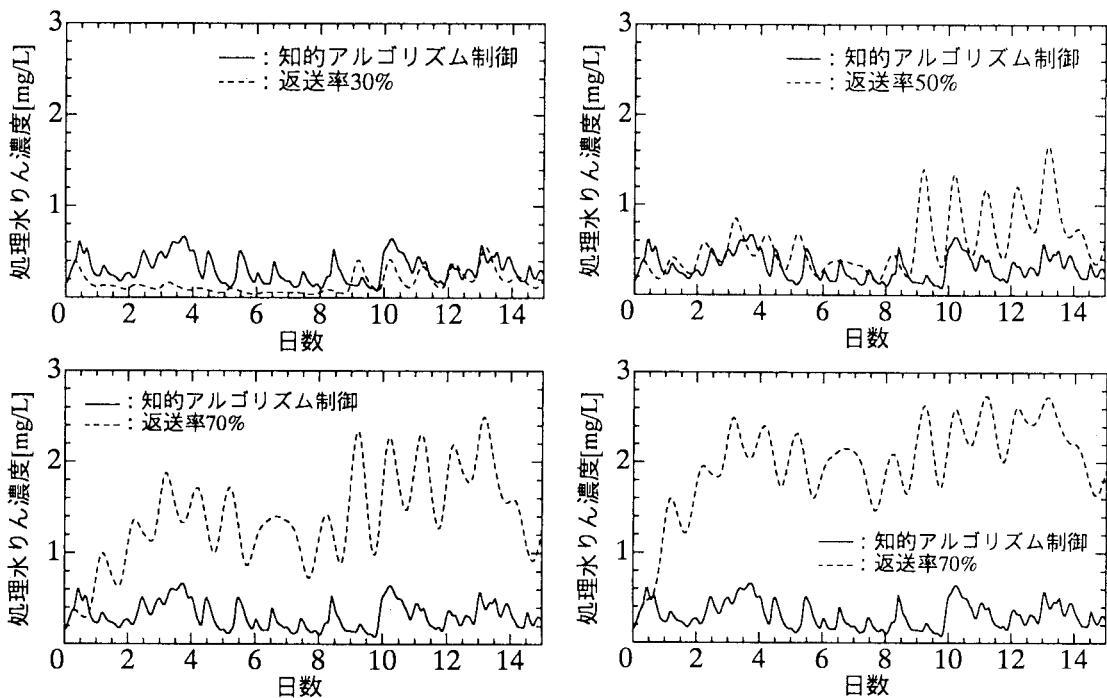


図6 返送率を固定した場合の処理水りん濃度

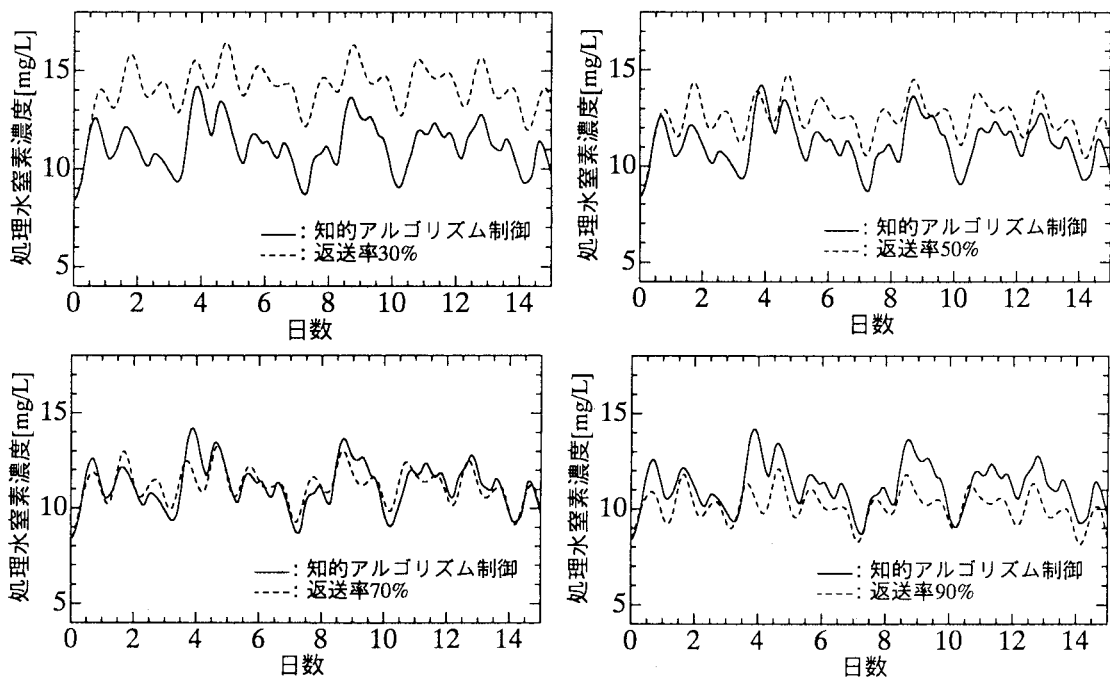


図7 返送率を固定した場合の処理水窒素濃度

(3) 曝気量を調節した場合との比較

返送率に加えて曝気量も調節した場合のシミュレーション結果を図8に示す。返送率のみを調節した場合

と比較して制御性が向上した期間もあったが、逆に処理水りん濃度が大きく悪化することもあった。曝気量を増やすことにより一時的にりん除去量が増大したものの、同時に硝酸生成量も増えたため、後になって嫌気槽でのりん吐出が悪化したものである。処理水りん濃度の制御は、硝化処理が滞らない程度に曝気量をしほり、返送率のみを調節するのがよいと考える。

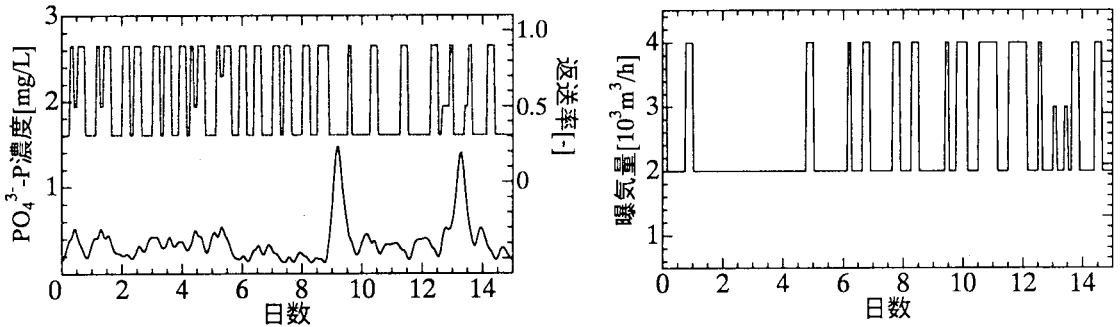


図8 曝気量を調節した場合

(4) アルゴリズムの学習効果について

良好な学習効果を得るためには過去何時間分のデータを入力する必要があるかを検討した。

図9にニューラルネットワーク(以下N/N)の一例を示す。ここでは、返送率の変更間隔を3時間とし、過去2回分すなわち6時間分のデータを入力項目としている。水質データには、自動計測可能でしかもりん除去に直接関わる項目、すなわち流入水りん濃度、処理水りん濃度、嫌気槽りん濃度を選んだ。N/Nで算出した返送率で処理水りん濃度を目標値0.5mg/Lに制御できなかった場合は、他の設定値で何通りかシミュレーションし、最も制御性のよかったものを教師データとして学習させた。学習にはバックプロパゲーション法を用いた。

図10に教師データとN/N出力との2乗誤差の総和(以下誤差総和)の増加傾向を示す。9時間分もしくは12時間分のデータを入力した場合は、15日を経過しても誤差総和を0.1以下におさえることができた。一方、3時間分もしくは6時間分のデータを入力した場合は、誤差総和が増加し、N/Nの収束性が悪化する傾向が認められた。

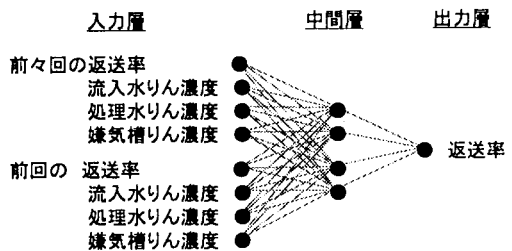


図9 6時間分のデータを入力するN/N

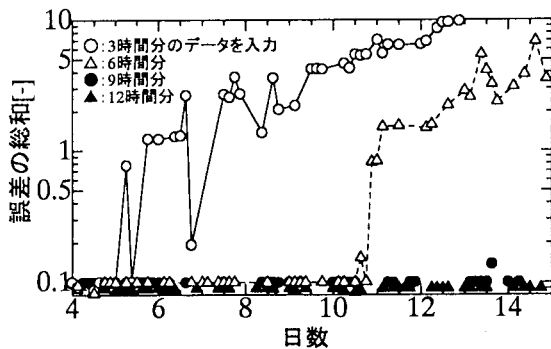


図10 誤差総和の増加傾向

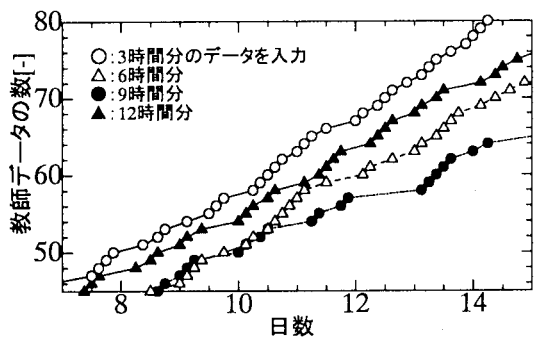


図11 教師データの増加傾向

また、図 11 に教師データの増加傾向を示す。9 時間分のデータを入力した場合、新たに付加する教師データが最も少なく良好な学習効果が認められた。12 時間分のデータを入力した場合は、N/N の収束性はよかったにも拘わらず教師データが増加した。今回、図 2 のように 12 時間ごとにピークが出現する流入負荷変動を与えたが、このような変動に対し、12 時間以上前の情報は必ずしも有効でないことが示唆された。実際の処理場に適用する場合も、流入変動は同様の周期を持つと考えられるので、9 時間程度のデータを入力する N/N を構成するのがよいと言える。

4. まとめ

AO 法のための知的制御アルゴリズムに関し、設定値の変更間隔、N/N で構成したアルゴリズムの学習効果などについて詳細に検討した。以下に結果をまとめる。

(1) 返送率の変更間隔は 3 時間の場合が処理水りん濃度を最もよく制御できた。これよりも間隔が長いと処理水質の変動が大きくなった。逆に、間隔が 2 時間の場合でも処理水りん濃度が悪化することがあった。処理水質の応答を待たずに設定値を変更すると、後で水質が悪化する可能性がある。滞留時間等にも依存すると考えられるが、返送率の変更は 3 時間程度の間隔をおく方がよい。

(2) 返送率を固定した場合と処理水質の差異を確認した。返送率を 30% に固定すると処理水りん濃度は低く抑えられたが、窒素濃度が上昇した。返送率 50% もしくは 70% の場合は処理水りん濃度が著しく上昇した。本アルゴリズムによる返送率制御は、処理水りん濃度を所定の値に抑制しつつ窒素低減にも寄与し、処理水質向上のために総合的に有利であることがわかった。

(3) 返送率に加えて曝気量を調節しても、処理水りん濃度が悪化することがあった。処理水りん濃度の制御は硝化処理が滞らない程度に曝気量をしばらく、返送率のみを調節するのがよい。

(4) 良好な学習効果を得るためには、過去 9 時間程度の設定値ならびに水質データを入力項目とする N/N を構成すればよいことがわかった。9 時間以下のデータでは N/N の収束性が悪化した。また、12 時間分のデータを入力項目とした場合は、N/N の収束性は良好だが新たに付加する教師データが増加した。12 時間ごとにピークが出現する負荷変動に対して、12 時間以上前の情報は必ずしも有効でないことが示唆された。

(5) 以上のように知的制御アルゴリズムの具体的な運用法を明らかにできた。実用化に向けおおきく前進したと考える。

なお、本報告は東京都下水道局委託調査の一環であり、データ収集等でご協力頂きました東京都下水道局中野処理場の皆様に感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 中野処理場における嫌気好気法処理実態調査(1998)
- 2) Journal of EICA, Vol.1, No.2, pp178-181 (1996)
- 3) Water Sci Technol, Vol.31, No.2, pp1-11 (1995)