

< 特集 >

遺伝アルゴリズムを用いた下水処理プロセスの運転設定値計画

New Optimization Technique for Operational Set-Points of Activated Sludge Process Using Genetic Algorithm

古川 誠司

三菱電機(株) 先端技術総合研究所 環境システム技術部 / 〒661-8661 兵庫県尼崎市塚口本町 8-1-1

SEIJI FURUKAWA

Abstract

A new optimization technique to establish control setpoints for activated sludge process based upon Activated Sludge Model No.2d (ASM2d) and Genetic Algorithm (GA) has been developed. Process performance predicted by ASM2d, which was compared with the real data measured at an existing wastewater treatment plant and confirmed to be reliable enough, was used as the objective functions in determining new setpoints by the proposed optimization technique. It has been shown that this technique can determine the combinations of good setpoints that would yield effluent nitrogen and phosphorus concentrations below 10mg-N/L and 1mg-P/L, respectively. Moreover, these setpoints were found to be economically advantageous in comparison with other operational conditions. The proposed new optimization technique is expected to make significant contributions to the enhancement of biological nutrients removal in activated sludge process.

Key Words : 生物学的窒素リン除去, 遺伝アルゴリズム, 最適化, 運転設定値計画, Activated Sludge Model No.2d (ASM2d)

1 はじめに

閉鎖水域の富栄養化防止は、水源水質の保全ならびに健全な水循環の構築という観点から、環境行政の重要課題となっている。第5次水質総量規制¹⁾をきっかけに、今後、全国の処理場で窒素・リン対策が加速するものと思われる。生物学的窒素・リン除去は、従来の有機物除去とは異なり狭い環境条件下で発現する微生物機能を利用するため、目的の微生物群が系内に十分保持されるように、またその微生物群の能力が最大限に発揮されるように、運転条件を適切に管理する必要がある。すなわち、水処理装置としてのハードウェアそのものの整備だけでなく、ソフトウェアの導入が必要である。

有機物除去、窒素除去、りん除去の微生物反応系を

理論的にモデル化したIWA Activated Sludge Model No.2d (ASM2d)²⁾が提案されている。処理水質を精度よくシミュレーションできることから³⁾、下水処理場の計画や運転管理への適用が期待されている。しかし、取り扱う変数が多い上にモデル式も複雑なため、これを逆に解く、すなわち目標水質を達成するための設定値を求める手法については確立されていない。

そこで筆者らは、遺伝アルゴリズムの利用に着目した。遺伝アルゴリズムは比較的新しい最適化手法の一つであり、生物進化(淘汰)のメカニズムを模倣した演算操作により、局所解に陥ることなく効率的に最適解を探索できる⁴⁾。本稿では、活性汚泥プロセスの反応モデルとして普及しつつあるASM2d

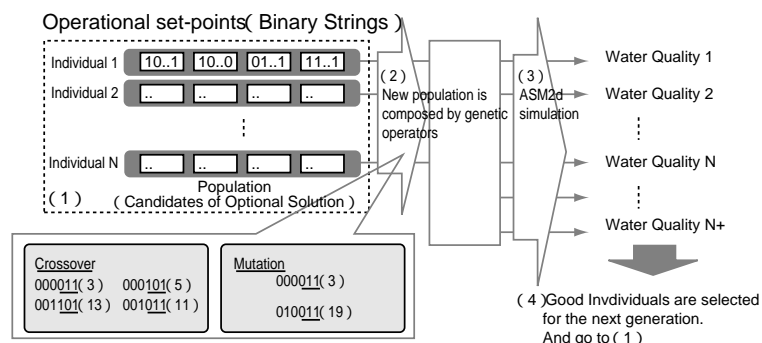


Fig.1 遺伝アルゴリズムと ASM2d による運転設定値計画手法の概要

に遺伝アルゴリズムを組み合わせた設定値計画手法の概要について、いくつかの適用例を交えながら解説する。

2 遺伝アルゴリズムと ASM2d による運転設定値計画

2.1 運転設定値計画手法の概要

Fig.1 に遺伝アルゴリズムと ASM2d による運転設定値計画手法（以降「提案法」と記す）の概要を示す。

- ① まず、運転設定値（ここでは各時間の風量設定値を連ねた 1 日分の曝気パターン）をランダムに N 個作り、初期の個体群とする。このとき、個々の設定値は 2 進数で表しておく。
- ② 次に、この個体群に対し、ある確率で「交叉」「突然変異」という遺伝操作を施す。ここで「交叉」とは、二つの個体を無作為に抽出し、お互いの下位のビットを交換する操作であり、比較的親の近傍で新しい個体が生まれる。また「突然変異」とは個体の任意の 1 ビットを反転させる操作であり、比較的親から離れた個体が生まれる。これらの操作により最適解を広範囲に効率よく探索できる。
- ③ 新たに生成した個体群に対して ASM2d によるシミュレーションを行い、適応度すなわち処理水質を求める。
- ④ さらに、全ての個体の中から目標水質を満足するかそれに近いものを次世代に残す。

以降、①～④ の操作を繰り返すことにより、目標水質を満足する最適な曝気パターンを得ることができる。

2.2 提案法による曝気パターンの最適化

生物学的窒素除去を行うためには硝化を促進する必要があるが、硝化促進条件下では必要風量が増えるため、効率的な曝気が望まれる。ここでは、Fig.2 のようなプロセスを仮定し、曝気槽末端のアンモニア性窒素濃度を 5mg/L に維持するような曝気パターンを探索した事例を紹介する。

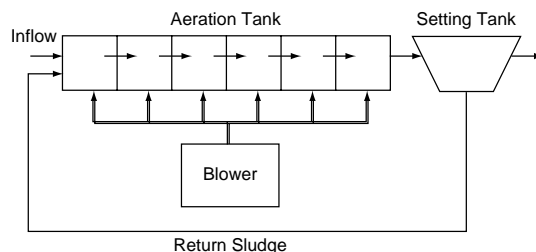


Fig.2 シミュレーションに用いた槽列モデル

3 時間毎の風量設定値からなる 1 日分の曝気パターンを「個体」とし、それぞれの設定値を 4 ビットの 2 進数で表した。曝気槽への流入流量ならびに流入水質は実測データを用いて変動を与えた。COD 成分ならびに SS 成分については、実測値を文献値²⁾と同じ比率で分画した。返送率は 0.5 に固定した。選択の基準すなわち適応度は処理水アンモニア性窒素濃度の目標水質 ($=5\text{mg/L}$) からの偏差の二乗和とし、個体群が全て同一の個体となるか、試行数が 500 回に達した時点で計算を打ち切った。

Fig.3 に交叉確率 (P_c) が 0.6 , 突然変異確率 (P_m) が 0.001 のときの曝気パターンの収束状況を示す . 縦軸は適応度すなわち 目標水質からの偏差の二乗

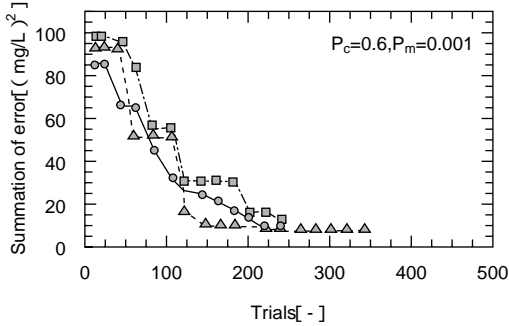


Fig.3 二乗誤差の変化

和, 横軸は試行数を示している . ここでは, 初期の個体群を無作為に 3 通り用意しシミュレーションした結果をプロットした .

試行を重ねるごとに目標水質からの偏差が減少し, 適切な曝気パターンに収束する様子が確認できる . また, いずれの場合も 200~300 回程度の試行数で最適な曝気パターンに収束した . 今回のように個体中に 4 ビットの設定値が 8 個存在するとき,

$$(2^4)^8 = 4,294,967,296$$

すなわち約 43 億通りの組合せが存在するが, 遺伝アルゴリズムを適用することにより, 200 回程度の少ない試行数で効率的に最適解が得られている . Fig.4 は最適化された曝気パターンを示したものであり, 曝気量の増減が流入負荷の変動にうまく追従していることがわかる .

また, 長期間の流入水量ならびに水質の実データを用いて曝気パターンを逐次最適化した ときのシ

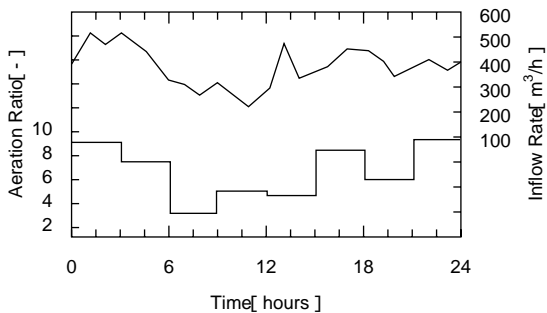


Fig.4 最適化された曝気パターン

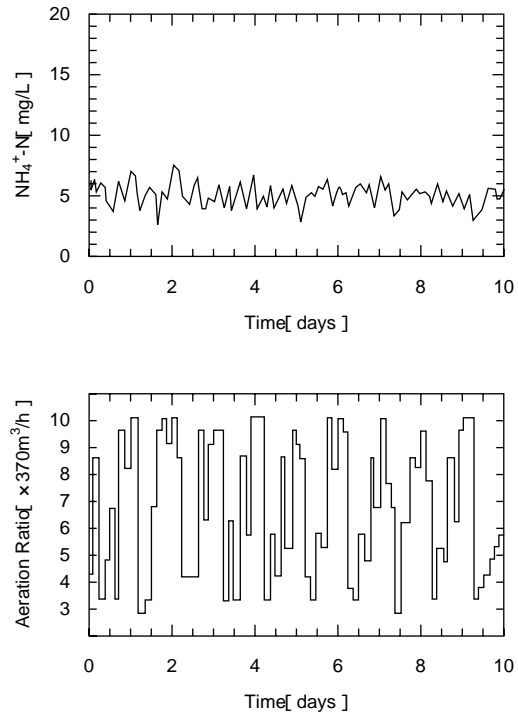


Fig.5 提案法で曝気パターンを逐次最適化した場合のシミュレーション結果 (上: アンモニア性窒素濃度, 下: 曝気風量)

ミュレーション結果を Fig.5 に示す .

風量を固定した場合 (Fig.6) や, 流入流量に比例するように調節した場合 (Fig.7) に比べて, 処理水アンモニア性窒素濃度を安定に維持できている .

目標値からの偏差の平均は, 順に 0.57mg/L, 2.56mg/L, 1.68mg/L となった . 遺伝アルゴリズムで探索した曝気パターンにより, 処理水アンモニア性窒素濃度を概ね目標値通りに制御できることが示せた .

3 多目的最適化問題としての下水処理プロセスの運転設定値計画

2 では処理水アンモニア性窒素濃度のみを目的関数とする比較的単純な最適化問題について述べたが, 実際の系では複数の水質項目やコストなど多次元の評価が必要である . ここでは, 目的関数を処理水窒素濃度およびリン濃度の 2 次元とした場合の操作量の最適化問題について議論する .

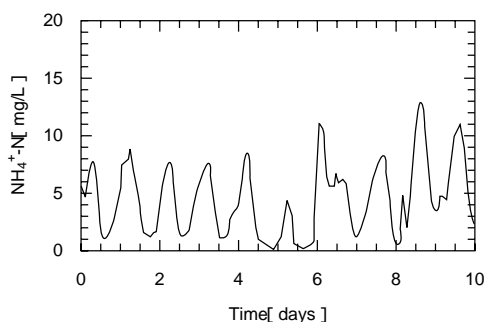


Fig.6 曝気風量を固定した場合

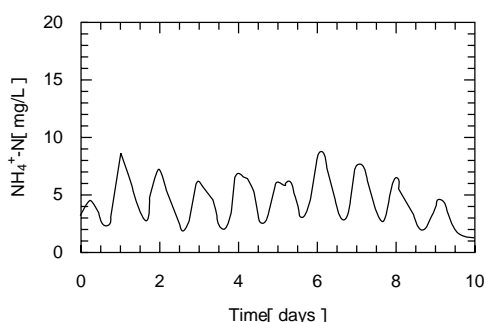


Fig.7 流入流量に比例するように曝気風量を調節した場合

多目的最適化問題としての特徴を分析するために、曝気風量を $3Q \sim 10Q$ 、返送率を $0.3 \sim 1.0$ 、MLSS 濃度を $1000 \sim 2000 \text{ mg/L}$ の間で種々に設定し約 300 ケースのシミュレーションを実施した。得られた処理水窒素濃度、りん濃度を xy 座標にプロットしたところ (Fig.8)、目的関数の領域は下に凸の境界を有しており、双方の水質が良好となるような「最適解」は Pareto 最適解⁶⁾と定義できることがわかった。

Pareto 最適解とは、経済学者 Pareto が導入した概念であり、Fig.9 のように定義される。

定性的には「優劣のつけられない解の集合」として理解できる。例えば、Fig.8 において、でプロットした点は処理水窒素濃度もりん濃度も小さくできる解が他にあるので Pareto 最適解ではない。しかし、解領域の境界線上に存在する点 (図中○) は、窒素濃度が小さければりん濃度が大きくなるし、逆にりん濃度が小さければ窒素濃度が大きくなる。これらは、これ以上優劣をつけられない解の集合、すなわち Pareto 最適解である。

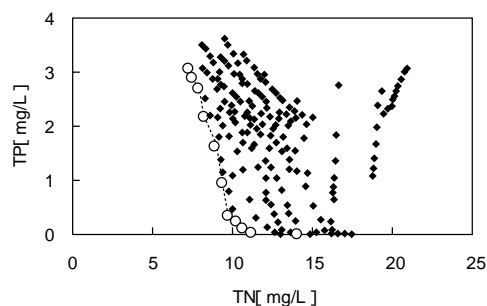


Fig.8 処理水窒素濃度とリン濃度との関係

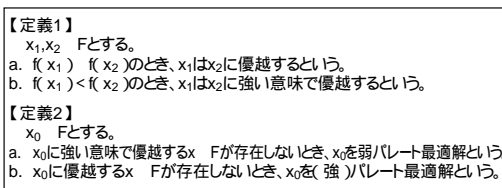


Fig.9 Pareto 最適解の定義

4 Pareto 保存戦略を導入した遺伝アルゴリズムによる運転設定値計画

4.1 Pareto 保存戦略の導入

多目的最適化問題の解法としては、二つ以上の目的関数の和をとって一つの目的関数に変換する重み係数法や、一つの目的関数のみを残し、それ以外の目的関数を制約条件に置き換える ε 制約法などが知られている⁶⁾。しかし、Pareto 最適解を探索する場合、すべての目的関数に対してバランスよく解集合を得ることが難しく、手続きが複雑になるなどの問題点が指摘されている⁷⁾。これに対し、遺伝アルゴリズムはもともと集合による探索という機能を有しており、Pareto 最適化問題の解法として有望である。

筆者らは Pareto 保存戦略を導入した遺伝アルゴリズム⁷⁾に注目した。Fig.10 にアルゴリズムの概要を示す。

次世代の個体群を目的関数に等しい数の部分個体群に分割し、各目的関数に対してそれぞれの部分個体群を形成していく。このとき、全ての個体を各目的関数について評価し、優劣のつけられない個体を「Pareto 最適個体」として優先的に次世代の個体群

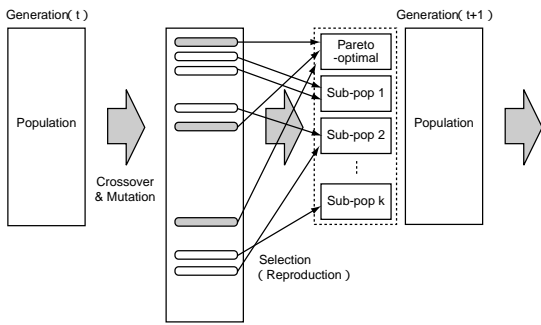


Fig.10 Pareto 保存戦略を導入した遺伝アルゴリズム

に加える。

4.2 処理水窒素濃度・リン濃度を評価関数とした場合の Pareto 最適解の探索

曝気風量，返送率，MLSS 濃度の各設定値を「個体」，処理水窒素濃度とリン濃度を目的関数すなわち「適応度」として，Pareto 最適解を探索した．各設定値は 6 ビットの 2 進数で表した．Fig.11 に得られた解の分布を示す．

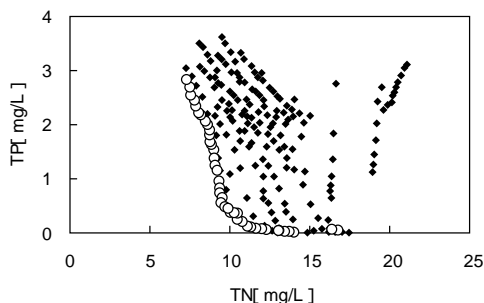


Fig.11 処理水窒素濃度・リン濃度に対する Pareto 最適解 (図中○)

どちらかの目的関数に偏ることなく，バランスよく Pareto 最適解を得ることができた．Fig.8 に示したように，探索空間を離散的に調べた場合は 10 個程度の Pareto 最適解しか得られなかったのに対し，遺伝アルゴリズムを用いた場合は 60 個以上の Pareto 最適解を得ることができた．しかも，そのうちの 10 個は窒素濃度を 10mg/L 以下に，リン濃度を 1mg/L 以下に抑制しており，窒素・リン除去プロセスの運転支援への適用が有望であることが示唆された．

4.3 エネルギー消費量を評価関数に加えた場合の Pareto 最適解の探索

目的関数としてエネルギー消費量を加え，3つの目的関数に対して Pareto 最適な処理条件の探索を行った．エネルギー消費量として考慮したのは，送風機動力，返送汚泥ポンプ動力および汚泥処分（乾燥・焼却）のエネルギーである．

主なシミュレーション条件はここまでの解析と同様である．曝気風量，返送率，MLSS 濃度の各設定値を「個体」，ASM2d から算出された処理水窒素濃度，リン濃度およびエネルギー消費量を評価関数として，Pareto 最適解を探索した．各設定値は 6 ビットの 2 進数で表した．またエネルギー消費量は，文献のデータ⁷⁾を参考にして以下のように計算した．

- 曝気風量 : 0.05kWh/(Nm³/h)
- 返送汚泥 : 0.05kWh/(m³/h)
- 汚泥処分 : 4kWh/kg - DS

Fig.12 に得られた解の分布を示す．

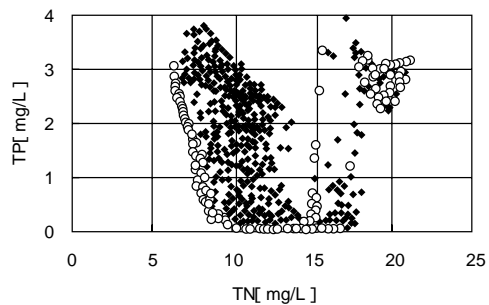


Fig.12 処理水窒素濃度，リン濃度および消費エネルギーに対する Pareto 最適解 (図中○)

各設定値が 6 ビットの 2 進数で表されるとき，曝気風量，返送率，MLSS 濃度の組合せは，約 26 万通り ($2^6)^3=262144$) 存在するが，その中から 400 個の 3 次元 Pareto 最適解を見つけ出すことに成功した．試行数は約 1800 回であった．

興味深いのは，得られた Pareto 最適解の集合が

- ① 窒素濃度とリン濃度の 2 次元 Pareto 最適解
- ② その他の解 (エネルギー的に有利な解)

の 2 つのグループに分かれた点である．後者の解は処理水質の面で前者よりも明らかに不利であり，実

際の運転でこの中から操作条件を選択することはないと考えられる。すなわち、実質的には、処理水窒素濃度とリン濃度を評価関数とした2次元 Pareto 最適解の探索で十分であると言える。

また、別の角度から見ると、ほとんどの解は運転設定値を少し変更するだけで、処理水窒素濃度もリン濃度も、そしてエネルギー消費量も改善できることがわかる。例えば、Fig.12の一部を拡大した Fig.13 において、点 (a) は、空気量を 7.4Q (Q: 流入流量)、返送汚泥量を 0.6Q, MLSS 濃度を 1730mg/L としたときの処理水質を表している。

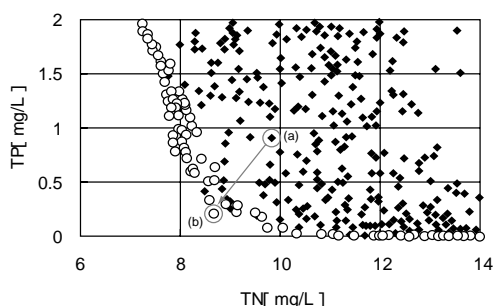


Fig.13 前図の拡大図

このときのエネルギー消費量は1時間あたり211kWhであった。一方、点 (b) は、空気量を 7.8Q, 返送汚泥量を 0.47Q, MLSS 濃度を 2000mg/L としたときの処理水質であり、エネルギー消費量は1時間あたり205kWhであった。点 (b) が処理水質だけでなく経済的にも点 (a) より有利なのは、MLSS 濃度を高めることにより汚泥処分コストが削減されるためである。

なお、本提案法を実際の活性汚泥プロセスの運転支援に用いるためには、得られた Pareto 最適解の中からさらに一つもしくはいくつかの設定値候補をしばらくこみ、オペレータに提示する機能を実現する必要がある。一つのアイデアとしては、現状の設定値に最も近いものを優先的に選択する、というやり方が考えられるが、詳細の検討については今後の課題としたい。

5 まとめ

遺伝アルゴリズムを用いた下水処理プロセスの運転設定値計画手法について解説した。

本提案法は、与えられた流入条件下で目標水質を達成する運転設定値を探索するために、処理水質を精度よくシミュレーションできる IWA Activated Sludge Model No.2d (ASM2d) に数学的最適化手法の一つである遺伝アルゴリズムを適用したものである。任意に設定したプロセスに対し、処理水アンモニア性窒素濃度を 5mg/L に維持するような曝気パターンを探索したところ、2の32乗(約43億)通りの組合せの中から200回程度の試行で最適なパターンを特定できた。また、目的関数を処理水窒素濃度とリン濃度の2次元とした多目的最適化問題に対しても、Pareto 保存戦略を導入した遺伝アルゴリズムにより双方の水質が良好となるような運転設定値を求められた。さらに、処理の消費エネルギーを目的関数に加えた場合についても多数の Pareto 最適解の探索に成功した。提案法は活性汚泥プロセスのための運転支援手法として有望と考える。

今後は実際の下水処理場での実証実験を通じて、提案法の有効性を確認していきたい。

参考文献

- 1) 中央環境審議会：水質に係る化学的酸素要求量の総量規制基準の設定方法の改定並びに窒素及び燐の総量規制基準の設定方法及び汚濁負荷量の測定方法等の設定について(2000)
- 2) IWA task group on mathematical modeling for design and operation of biological wastewater treatment: Activated sludge model ASM1, ASM2 and ASM3, Scientific and technical report of IWA, 9 (2000)
- 3) Funamizu, N., Yamamoto, S., Kitagawa, Y. and Takakuwa, T.: Simulation of the operational conditions of the full-scale municipal wastewater treatment plant to improve the performance of nutrient removal, *Water Science and Technology*, **36** (12) 9-18. (1997)
- 4) 三宮信夫, 喜多一, 玉置久, 岩本貴司: 遺伝アルゴリズムと最適化, 朝倉書店(1998)
- 5) Grefenstette, J. J.: A User's Guide to Genesis Version 5.0. (1990)
- 6) 坂和正敏: 経営数理システムの基礎, 森北出版(1991)
- 7) 玉置久, 森正勝, 荒木光彦: 遺伝アルゴリズムを用いたパレート最適解集合の生成法, 計測自動制御学会論文集, **31** (8), 1185-1192 (1995)