

遺伝アルゴリズムによる活性汚泥プロセスの設定値計画

古川誠司*、廣辻淳二*、時盛孝一**

*三菱電機(株)先端技術総合研究所

尼崎市塚口本町 8-1-1

**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

活性汚泥プロセスの反応モデルとして普及しつつある IAWQ モデルに遺伝アルゴリズムを組み合わせた設定値計画手法を提案した。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りん濃度の 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並列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。本法は目標水質を達成するための設定値を与える運転支援手法として有望である。

キーワード

活性汚泥法、窒素除去、りん除去、設定値計画、遺伝アルゴリズム

1. はじめに

活性汚泥プロセスにおける生物学的窒素/りん除去は、複雑かつ不安定な微生物反応に基づくため、曝気風量や MLSS 濃度などの運転設定値が重要な意味を持つ。与えられた条件下で目標水質を満足する設定値を見出すための手法として、例えばシミュレーションモデルの利用が考えられるが、所望の設定値が見つかるまでシミュレーションを繰り返すやり方では非効率的である。

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。本報では、活性汚泥プロセスの反応モデルとして普及しつつある IAWQ モデルに遺伝アルゴリズムを組み合わせた設定値計画手法を提案し、その性能について検討した結果を述べる。

2. 遺伝アルゴリズムによる曝気パターンの最適化

(1) 方法

1日の曝気パターンを「個体」、処理水質を「適応度」として遺伝操作を繰り返し、適応度の高い個体、すなわち目標水質をクリアする最適曝気パターンを求める方法を考案した。森本らの手法¹⁾を参考にした。図1に最適化の手順を示す。まず、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(①)。このとき、個々の設定値は2進数で表しておく。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(②)。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

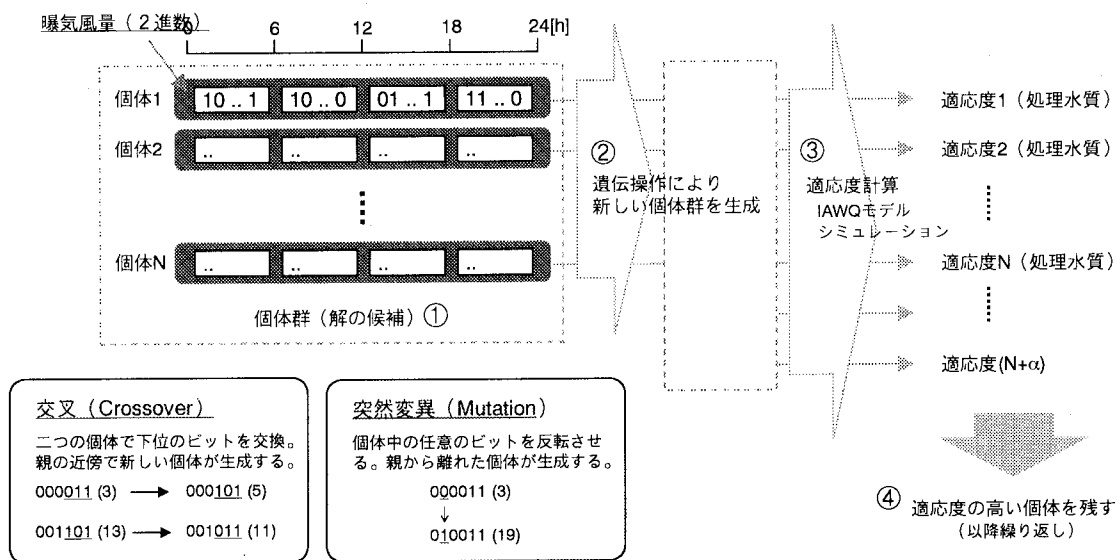


図1 遺伝アルゴリズムによる曝気パターンの最適化

「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。

新たに生成した個体群に対してIAWQモデルシミュレーションを実施し、適応度すなわち処理水質を求める③。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④。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) シミュレーション条件

図2のようなプロセスを仮定し、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。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。遺伝操作における「適応度」は目標水質からの偏差の二乗和とした。反応モデルにはIAWQ活性汚泥モデルNo.2d²⁾を用いた。流入流量ならびに水質の変動は実データを参考にして与えた。返送率は0.5に固定した。

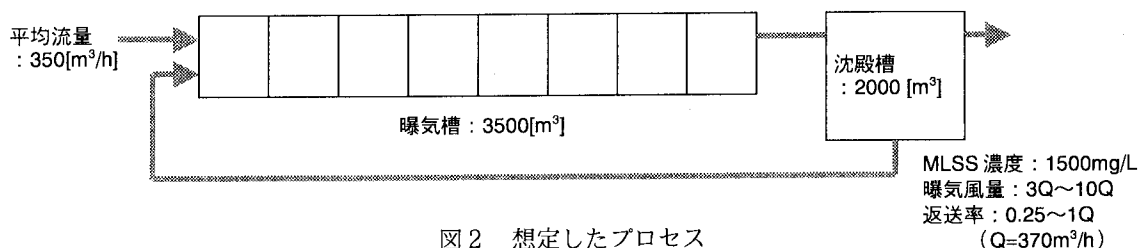


図2 想定したプロセス

(3) 結果ならびに考察

図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。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ている。世代交代にともなって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、組合せとしては

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

すなわち約43億通り存在するが、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

効率的に最適解を得たことがわかる。

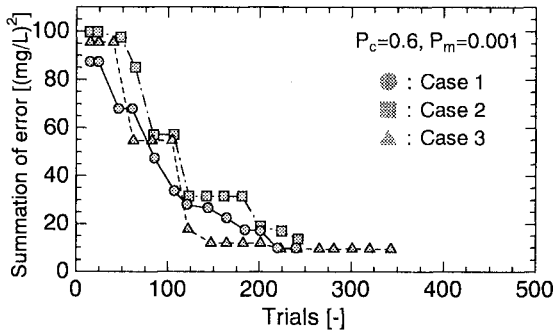


図3 曝気パターンの収束状況

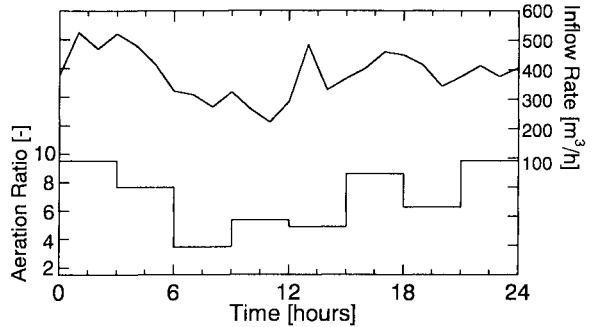


図4 最適化された曝気パターン

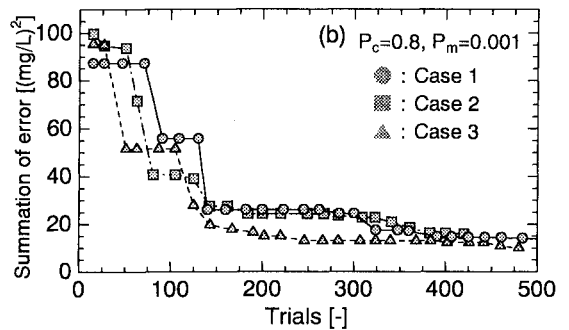
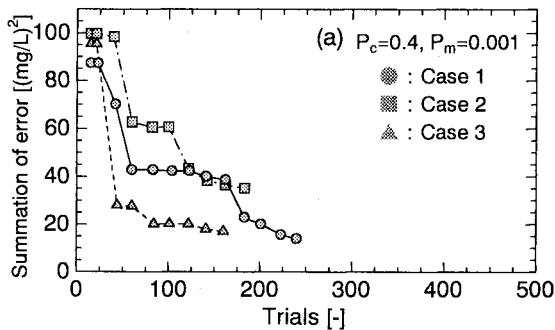


図5 交叉確率をパラメータとした場合

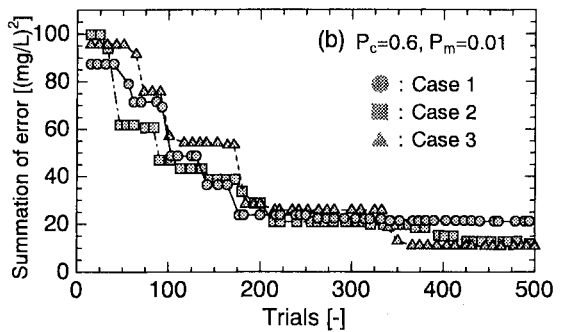
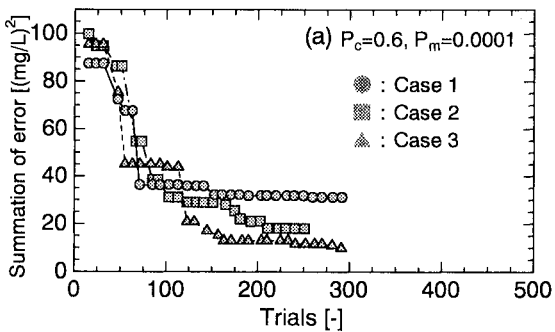


図6 突然変異確率をパラメータとした場合

図4は最適化された曝気パターンを示したものである。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。

次に、交叉確率と突然変異確率とをパラメータとして、曝気パターン探索の速さを比較検討した。図5(a)に示すように、交叉確率が小さい場合は、良い曝気パターンに到達することなく収束してしまう premature convergence³⁾が認められた。一方、交叉確率が大きいときは(図5(b))、新しい解候補がたくさん生成するため収束にやや時間がかかった。突然変異確率についても同様であり、図6(a)に示すように確率が小さい場合は premature convergence が、大きい場合は(図6(b))収束に時間がかかる傾向が認められた。最適解を少ない試行数で効率よく求めるためには、交叉確率と突然変異確率とを適切に設定する必要があることがわかった。

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ミュレ

ーション結果を図7に示す。風量を固定した場合(図8)や、流入流量に比例するように調節した場合(図9)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た。目標値からの偏差の平均は、順に 0.57 mg/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された。

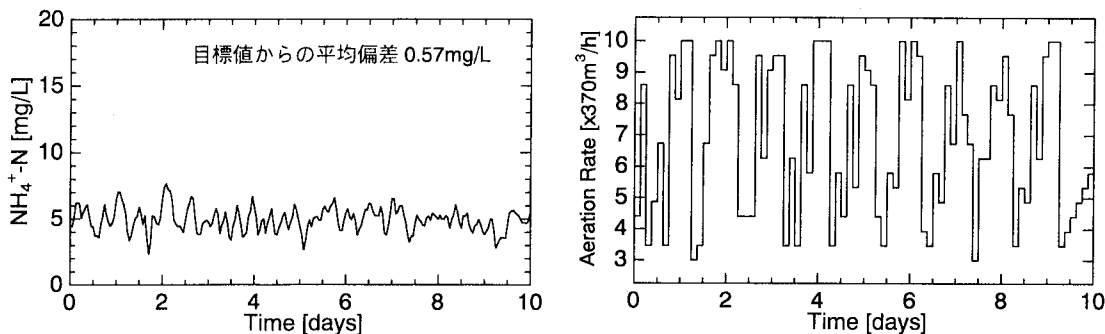


図7 曝気パターンを逐次最適化したときのシミュレーション結果

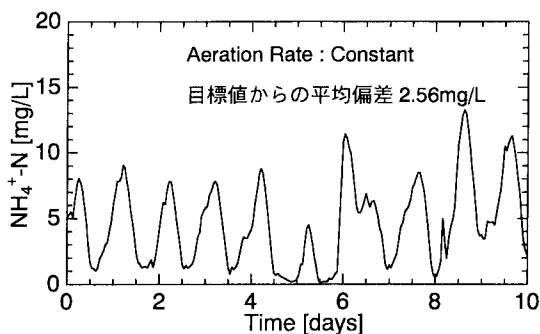


図8 風量を固定した場合

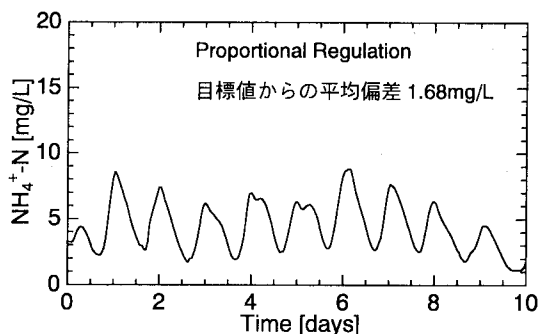


図9 流入流量に比例するように風量を調節した場合

3. 並列遺伝アルゴリズムによる窒素・りん最適化問題へのアプローチ

(1) 窒素・りん最適化問題の分析

前節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を検討したが、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。そこで、目的関数を処理水窒素濃度およびりん濃度の2次元とした場合の操作量の最適化問題について検討した。

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~10Q、返送率を 0.3~1.0、MLSS 濃度を 1000~2000mg/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(図10)、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⁴⁾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、次のように定義される。

【定義1】

$x_1, x_2 \in F$ とする。

- $f(x_1) \leq f(x_2)$ のとき、 x_1 は x_2 に優越するという。
- $f(x_1) < f(x_2)$ のとき、 x_1 は x_2 に強い意味で優越するという。

【定義2】

$x_0 \in F$ とする。

- x_0 に強い意味で優越する $x \in F$ が存在しないとき、 x_0 を弱パレート最適解という。
- x_0 に優越する $x \in F$ が存在しないとき、 x_0 を(強)パレート最適解という。

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、図10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。

(2) パレート保存戦略を導入した並列遺伝アルゴリズム

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⁹⁾。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⁹⁾。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並列遺伝アルゴリズム⁶⁾に注目した。図11に操作の概要を示す。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、個体群中での Pareto 最適個体を優先的に次世代の個体群に加える。

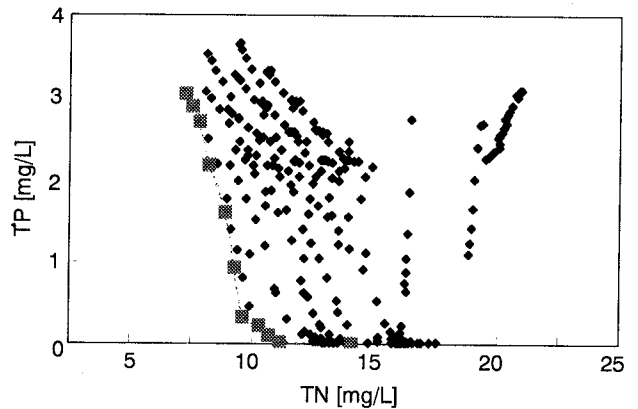


図10 処理水窒素濃度と処理水りん濃度との関係

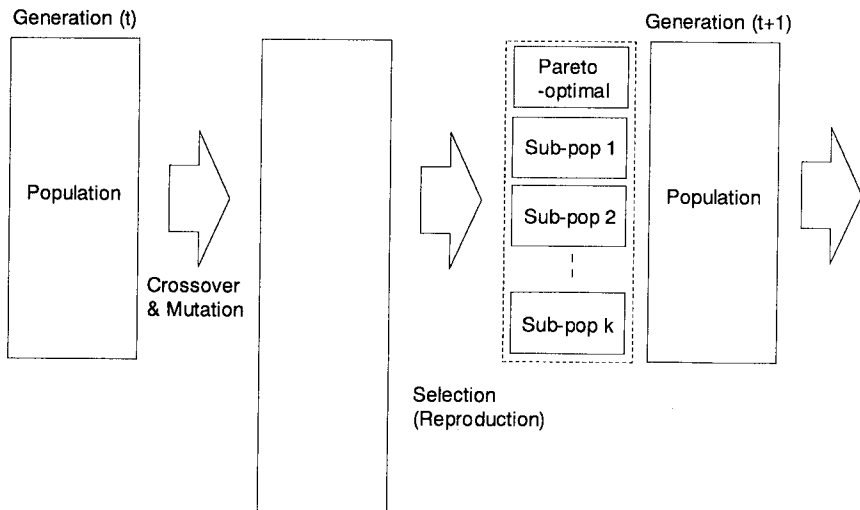


図11 Pareto 保存戦略を導入した並列遺伝アルゴリズム

曝気風量、返送率、MLSS 濃度の各設定値を「個体」、処理水窒素濃度とりん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5ビットの2進数で表した。

図12に得られた解の分布を示す。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。また、これらの解は全て図10で示した領域の外側にあり、探索空間の中を離散的に調べる従来の方法に比べて遺伝アルゴリズムを用いる方法が効率的であることが示せた。表1は得られた Pareto

最適解のうちいくつかを示したものである。風量を 7.5Q、返送率を 0.5、MLSS 濃度については 1065mg/L に設定することにより、処理水窒素濃度を 8mg/L 程度に、りん濃度を 0.5mg/L 程度にできることがわかる。

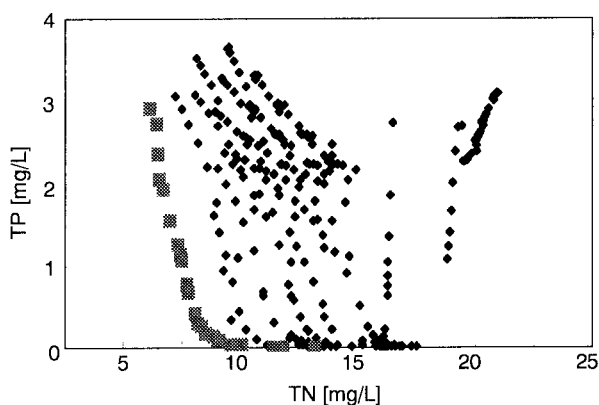


図13 得られた Pareto 最適解

表1 Pareto 最適解の例

風量倍率 [-]	返送率 [-]	MLSS[mg/L]	TN [mg/L]	TP [mg/L]
7.29	0.82	1065	7.71	0.69
7.52	0.55	1065	7.99	0.43
7.29	0.64	1065	8.13	0.30
7.52	0.48	1065	8.27	0.27
7.29	0.55	1065	8.43	0.18

これまでの運転支援システムには、優れた水質シミュレーション機能はあっても、逆に目標水質を達成するための設定値を求める機能がなく、運転管理者が本当に知りたい答を得られなかった。本法は最適な設定値だけでなく対象とするプラントの能力限界を知ることができ、真の意味での支援システムを構築できる可能性を示せたと考える。

4. まとめ

活性汚泥プロセスの反応モデルとして普及しつつある IAWQ モデルに遺伝アルゴリズムを組み合わせた設定値計画手法を提案した。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りん濃度の 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並列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。本法は目標水質を達成するための設定値を与える運転支援手法として有望である。

参考文献

- 1) 森本、竹内、橋本：遺伝アルゴリズムおよび人工ニューラルネットワークを利用した水耕の最適制御法、生物環境調節、Vol.31、No.1、21-27 (1993)
- 2) Activated Sludge Model No.2D, Wat. Sci. Tech., Vol.39, No.1, 165-182 (1999)
- 3) J. J. Grefenstette: A User's Guide to Genesis Version 5.0 (1990)
- 4) 三宮、喜多、玉置、岩本：遺伝アルゴリズムと最適化、朝倉書店(1998)
- 5) 坂和：経営数理システムの基礎、森北出版 (1991)
- 6) 玉置、森、荒木：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、Vol.31、No.8、1185-1192 (1995)