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* 安 齋 純 雄**
廣 辻 淳 二* 田 中 久 雄***

New Optimization Technique for Operational Setpoints of Activated Sludge Process Using Genetic Algorithm

Seiji FURUKAWA*, Sumio ANZAI**
Junji HIROTSUJI* and Hisao TANAKA***

* Advanced Technology R&D Centre, Mitsubishi Electric Corporation, 8-1-1 Tsukaguchi-Honmachi, Amagasaki, Hyogo 661-8661, Japan

** The Bureau of Sewerage, Tokyo Metropolitan Government, 1492 Ohmaru, Inagi, Tokyo 206-0801, Japan

*** Power and Industrial System Centre, Mitsubishi Electric Corporation, 1-1-2 Wadamisaki-cho, Hyogo-ku, Kobe, Hyogo 652-8555, Japan

Abstract

A new optimization technique for establishing control setpoints for an activated sludge process based on Activated Sludge Model No.2d (ASM2d) and Genetic Algorithm (GA) has been developed. Process performance predicted by ASM2d, which was compared with the data measured at an existing wastewater treatment plant and confirmed to be sufficiently reliable, was used as the objective function 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 $10\text{mg-N}\cdot\text{L}^{-1}$ and $1\text{mg-P}\cdot\text{L}^{-1}$, 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 nutrient removal in the activated sludge process.

Key words: Activated Sludge Model No.2d (ASM2d), biological nutrient removal, Genetic Algorithm, optimization

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・りん対策が加速するものと思われる。

生物学的窒素・りん除去は、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須である。

活性汚泥プロセスの運転管理のソフトウェアとして、専門家（エキスパート）の知識をルール化し、これに基づいて運用支援を行うエキスパートシステムが提案されている^{2),3)}。この手法は、運転管理者の直感的な判断を模擬できるので、パルキングなど未だ数学的なモデル化が不十分な事象の制御に効果を発揮するものと思われる。反面、その

適用には、ルールがある程度わかっていることが前提条件となるため、多くのデータの集積を必要とする。例えば、窒素・りん除去プロセスを複数の評価基準（処理水窒素濃度、りん濃度、運転コストなど）から最適化したい場合、これを達成するためのルールは非常に複雑になると予想される。

また、ニューラルネットワークやARモデルなどの統計モデルを用いて活性汚泥プロセスの操作量をリアルタイムに最適化する手法も提案されている⁴⁾⁵⁾。これらの手法は、一般的に、非線形で複雑なシステムのモデル化に有効とされているが、活性汚泥プロセスは時定数の大きく異なるパラメータを多数含み、かつ実際の下水処理場では環境条件の変動も大きい。このような系に対して、全てをブラックボックスとして制御モデルを構築しようとする、問題の規模が大きくなりすぎ、モデル同定に非常に長期間を要することになる。

一方、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) が提案されている⁶⁾。処理水質を精度よくシミ

* 三菱電機株式会社先端技術総合研究所 〒661-8661 尼崎市塚口本町8-1-1

** 東京都下水道局南多摩処理場 〒206-0801 稲城市大丸1492

*** 三菱電機株式会社電力・産業システム事業所 〒652-8555 神戸市兵庫区和田崎町1-1-2

ュレーションできることから⁷⁾、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が、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⁸⁾。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IWA活性汚泥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、その有効性について検討した結果を述べる。

2. ASM2dの信頼性の評価

2.1 方法

ASM2dを運転設定値計画に適用するためには、まず、モデルによって再現される処理水質の精度を確認しておく必要がある。そこで、ある下水処理場を想定したプロセスシミュレータを作成し、処理水質のシミュレーション値と実測値とを比較することにより、モデルの信頼性を評価した。ここでは、処理水窒素濃度とりん濃度を評価項目とした。

Fig. 1にシミュレータに導入した槽列モデルを示す。最終沈殿池に相当する槽では、溶解成分とSS成分が瞬時に分離し、処理水中にはSS成分が存在しないものと仮定した。Table 1に主なシミュレーション条件を示す。これらは全て実際の下水処理場のデータに基づいて定めたものである。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。なお、ASM2dのモデル変数は、曝気流入水中の溶解性COD成分が3種類に、またSS成分が10種類に分画されている。そこで、本検討では、実測したCOD濃度とSS濃度を文献値⁶⁾と同じ比率で分画してシミ

Fig. 1 Tank-in-series model

Table 1 Simulation Condition

Inflow Rate (average)	370 m ³ ·h ⁻¹
Inflow Pollutants (average)	COD _{Cr} :65 mg·l ⁻¹ , SS:50 mg·l ⁻¹ , NH ₄ ⁺ -N:20 mg·l ⁻¹ , PO ₄ ³⁻ -P:2 mg·l ⁻¹
MLSS	1500 mg·l ⁻¹
Return Sludge Rate	0.5Q (Q:Inflow Rate)
Aeration Tank	3500 m ³
Settling Tank	2000 m ³

Table 2 Influent water quality

溶存成分			
変数名	説明	値	単位
S _{O2}	Dissolved oxygen	0	[gO ₂ ·m ⁻³]
S _F	Readily biodegradable substrate	39	[gCOD _{Cr} ·m ⁻³]
S _A	Fermentation products	26	[gCOD _{Cr} ·m ⁻³]
S _{NH4}	Ammonium	20	[gN·m ⁻³]
S _{NO3}	Nitrate+nitrite	0	[gN·m ⁻³]
S _{PO4}	Phosphate	2	[gN·m ⁻³]
S _I	Inert, non-biodegradable organics	12	[gCOD _{Cr} ·m ⁻³]
S _{ALK}	Bicarbonate alkalinity	5	[mol-HCO ₃ ⁻ ·m ⁻³]
S _{N2}	Dinitrogen(N ₂), 0.78atm at 20°C	15	[gN·m ⁻³]
SS成分			
変数名	説明	値	単位
X _I	Inert, non-biodegradable organics	6.94	[gCOD _{Cr} ·m ⁻³]
X _S	Slowly biodegradable substrate	17.36	[gCOD _{Cr} ·m ⁻³]
X _H	Heterotrophic biomass	8.33	[gCOD _{Cr} ·m ⁻³]
X _{PAO}	Phosphorus-accumulating organics	0	[gCOD _{Cr} ·m ⁻³]
X _{PP}	Stored poly-phosphate of PAO	0	[gP·m ⁻³]
X _{PHA}	Organic storage products of PAO	0	[gCOD _{Cr} ·m ⁻³]
X _{AUT}	Autotrophic, nitrifying biomass	0	[gCOD _{Cr} ·m ⁻³]
X _{MeOH}	Ferric-hydroxide	0	[gFe(OH) ₃ ·m ⁻³]
X _{Fcp}	Ferric-phosphate	0	[gFePO ₄ ·m ⁻³]

Fig. 2 Comparison between measured and predicted TN

Fig. 3 Comparison between measured and predicted TP

ュレータに入力した。Table 2にモデル変数を用いて表した流入水質を示す。反応速度定数は水温20℃に対する文献値⁶⁾を用いた。

2.2 結果および考察

Fig. 2に処理水窒素濃度の、Fig. 3に処理水りん濃度のシミュレーション結果を示す。窒素濃度についてはシミュレーション値と実測値はよい一致を見せたが、りん濃度につ

Fig. 4 Outline of the proposed optimization technique using ASM2d and GA

いては若干差異が認められた。すなわち、りん濃度の計算値と実測値との平均偏差は $0.27\text{mg}\cdot\text{l}^{-1}$ であり、ASM2dを用いて設定値を計画する際には、この程度の誤差が含まれることに注意する必要がある。しかし、経時変化の傾向は概ね一致していることから、設定値計画手法への適用は問題ないものと判断した。

3. 遺伝アルゴリズムとASM2dによる設定値計画手法

Fig. 4に遺伝アルゴリズムとASM2dによる設定値計画手法（以降「提案法」と記す）の概要を示す。

- ① 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。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。

4. 提案法による曝気パターンの最適化

4.1 方法

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。そこで、Fig. 1と同じプロセスを仮定し、曝気槽末端のアンモニア性窒素濃度を $5\text{mg}\cdot\text{l}^{-1}$ 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。「適応度」は目標水質からの偏差の二乗和とした。

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。Fig. 5に曝気槽流入流量の経時変化をFig. 6に流入水全窒素濃度の経時変化を示す。COD成分ならびにSS成分については、2.1と同様に、実測値を文献値と同じ比率で分画した。返送率は0.5に固定した。

遺伝アルゴリズムに関するパラメータは次のように定めた：初期個体群の大きさは30とした。交叉は2ビット目の一点交叉とした。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（ $=5\text{mg}\cdot\text{l}^{-1}$ ）からの偏差の二乗和とし、ルーレット選択⁸⁾によって選択した。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. 5 Change in inflow rate

Fig. 6 Change in influent TN concentration

4.2 結果および考察

Fig. 7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た。収束解においては偏差の二乗和は約 $9(\text{mg}\cdot\text{l}^{-1})^2$ となったが, このときの偏差の平均は約 $0.6\text{mg}\cdot\text{l}^{-1}$ でありアンモニア性窒素濃度の目標値 $5\text{mg}\cdot\text{l}^{-1}$ に対して十分小さいので, ほぼグローバルミニマムに対応していると考えられる。

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を得たことがわかる。またFig. 8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。Fig. 9(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する現象 (premature convergence⁹⁾) が認められた。一方, 交叉確率が大きいときは (Fig. 9(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, Fig. 10(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 (Fig. 10(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。なお, 交叉確率と突然変異確率の系統的な選び方についての検討は, 今後の課題としたい。

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Fig. 11に示す。これは, 1日ごとに曝気パターン (3時間ごとの風量設定値×8個) を遺伝アルゴリズムで最適化していったものである。遺伝アルゴリズムの設定パラメータはすべて上の例と同じである。目標値からの偏差の平均は $0.57\text{mg}\cdot\text{l}^{-1}$ となった。

Fig. 12に風量を $370\times 7=2590\text{m}^3\cdot\text{h}^{-1}$ に固定した場合の, またFig. 13に1時間毎に流入流量の7倍となるように調節し

した場合の処理水アンモニア性窒素濃度の経時変化を示す。風量の固定値と倍率は, 処理水アンモニア性窒素濃度の平均値が約 $5\text{mg}\cdot\text{l}^{-1}$ となるように選んだものである。

双方の処理水アンモニア性窒素濃度は原水の流入パタ

Fig. 8 Optimum aeration pattern

Fig. 9(a) Effect of P_c on evolution efficiency

Fig. 9(b) Effect of P_c on evolution efficiency

Fig. 7 Change in the summation of errors

Fig. 10(a) Effect of P_m on evolution efficiency

Fig. 10(b) Effect of P_m on evolution efficiency

Fig. 12 Simulation result in case of constant-rate-aeration

Fig. 11 Simulation result in case of proposed optimization technique using ASM2d and GA

Fig. 13 Simulation result in case of proportional aeration

残す運転設定値支援を目的とするため、窒素濃度とリン濃度を等価として議論を進めることとした。

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⁻¹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。MLSS濃度は、本来、状態変数値として取り扱うべきだが、ここではMLSS濃度が所定の値を維持するように余剰汚泥引抜量が自動的に調節されるものとして、「設定値」として扱った。流入条件はTable 1と同じ値を用いた。

得られた処理水窒素濃度、リン濃度をxy座標にプロットしたところ (Fig. 14), 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¹⁰⁾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、定性的には「優劣のつけられない解の集合」として理解で

ーンの影響を受け、1日周期の変動が認められた。目標値からの偏差の平均は、順に2.56mg·l⁻¹, 1.68mg·l⁻¹となった。遺伝アルゴリズムで探索した曝気パターンを適用した場合は、これら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と言える。

5. 窒素・リン最適化問題へのアプローチ

5.1 窒素・リン最適化問題の分析

ここま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てきたが、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検討した。なお、窒素・リン除去の本来の目的からすると、藻類発生に対し制限因子となる方の栄養塩濃度が低くなるような条件がより適正と考えられるため、多目的最適化問題とはならないが、ここでは、後述するように、コストも評価関数に含めた形でオペレータに判断の余地を

Fig. 14 Relationship between effluent TN and TP

きる。例えば、Fig. 14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。

5.2 Pareto保存戦略を導入した遺伝アルゴリズム

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¹⁰⁾。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¹¹⁾。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¹¹⁾に注目した。Fig. 15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に加える。

そこで、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6ビッ

Fig. 15 GA with the strategy of preserving Pareto-optimal solutions

Fig. 16 Pareto-optimal solutions for effluent TN and TP

トの2進数で表した。Fig. 16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。Fig. 14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⁻¹以下に、りん濃度を1mg·l⁻¹以下に抑制しており、窒素・りん除去プロセスの運転支援への適用が非常に有望であることが示唆された。

5.3 処理水窒素濃度・りん濃度・コストを評価関数とした場合の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、返送污泥ポンプ動力および污泥処分（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、りん濃度および処理の消費エネルギーを評価関数、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。またエネルギー消費量は、文献^{12),13)}のデータを参考にして以下のように計算した。

$$\text{曝気風量: } 0.05 \text{ kWh} \cdot (\text{Nm}^3 \cdot \text{h}^{-1})^{-1}$$

$$\text{返送污泥: } 0.05 \text{ kWh} \cdot (\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1})^{-1}$$

$$\text{污泥処分: } 4 \text{ kWh} \cdot \text{kg-DS}^{-1}$$

Fig. 17に得られた解の分布を示す。各設定値が6ビットの2進数で表されると、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窒素濃度とりん濃度の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、処理水窒素濃度とりん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、ほとんどの解は操作条件を少し変更するだけで、処理水窒素濃度もりん濃度もコスト

Fig. 17 Pareto-optimal solutions for effluent TN, TP and energy consumption

Fig. 18 Magnified picture of a part of Fig. 15

も改善できることがわかる。例えば、Fig. 17の一部を拡大したFig. 18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⁻¹としたときの処理水質を表している。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⁻¹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

活性汚泥プロセスの反応モデルとして普及しつつあるIWA Activated Sludge Model No.2d (ASM2d) 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⁻¹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。本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である。

本報告は東京都下水道局ノウハウ+フィールド提供型共同研究「硝化制御システムの省エネルギー効果の実証調査」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小菅処理場の皆様に感謝の意を表します。

(原稿受付 2002年 7月 1日)

(原稿受理 2002年11月11日)

参考文献

- 1) 中央環境審議会 (2000) 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リン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
- 2) 岩堀恵祐, 安井幹人, 山川公一郎, 藤田正憲 (2000) 実下水を対象としたパイロット規模での活性汚泥法ファジィ自動制御システムの検証実験, 学会誌EICA, 5(1), 79-84.
- 3) 山川公一郎, 岩堀恵祐, 藤田正憲 (2000) 下水処理への活性汚泥法ファジィ機能診断, 環境技術, 29(7), 535-541.
- 4) 依田幹雄, 馬場研二 (1993) ニューラルネットの計測制御への適用, 水環境学会誌, 16(9), 13-16.
- 5) 津村和志 (1994) 下水処理場における計算機制御システムの構築に関する研究, Ph. D. thesis., 京都大学.
- 6) IWA task group on mathematical modeling for design and operation of biological wastewater treatment (2000) Activated sludge model ASM1, ASM2 and ASM3, *Scientific and technical report of IWA*, 9.
- 7) Funamizu, N., Yamamoto, S., Kitagawa, Y. and Takakuwa, T. (1997) 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.
- 8) 三宮信夫, 喜多一, 玉置久, 岩本貴司 (1998) 遺伝アルゴリズムと最適化, 朝倉書店.
- 9) Grefenstette, J. J. (1990) A User's Guide to Genesis Version 5.0.
- 10) 坂和正敏 (1991) 経営数理システムの基礎, 森北出版.
- 11) 玉置久, 森正勝, 荒木光彦 (1995) 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.
- 12) 日本下水道協会 (1983) 下水道施設省資源省エネルギー化対策.
- 13) 日本下水道協会 (1999) 下水道における地球温暖化防止実行計画策定の手引き.