

FNNを用いた活性汚泥プロセスの長期シミュレーションの構築

富田秀太 花井泰三 本多裕之 小林 猛

名古屋大学大学院工学研究科生物機能工学専攻

〒464-8603 名古屋市千種区不老町

概要

生活廃水などの微生物的処理法として活性汚泥法が汎用されている。活性汚泥法は多くの菌が存在している複雑な系であるために、運転、管理は長年の経験を持った現場の職員の勤に頼っているのが現状であるが、下水道の普及による流入水の増加や放流水の水質規制の強化に直面し、さらなる効率化や安定化が望まれている。このため本研究では、知識情報処理の手法であるFNN(ファジニューラルネットワーク)および我々の提案したCF(信頼度関数)や逐次更新法を組み合わせることで、長期間わたって高精度の放流水中COD値予測シミュレーターの構築を行った。

キーワード

活性汚泥、FNN、シミュレーション

1 はじめに

現在、廃水の微生物処理法として汎用されている活性汚泥法は、微生物の混合集団を曝気槽内で連続培養し、廃水中の各種の有機物を凝集、吸着、酸化分解などの作用により除去する方法であるが、複数の微生物が関与しているために増殖、代謝、凝集、および浄化機能などを数学モデル化し、制御を行うことは大変難しい。このような複雑な系は、知識情報処理と呼ばれる手法が有効とされており、活性汚泥法のファジー制御の研究¹⁾などが行われている。当研究室では、知識情報処理の一手法であるFNN(ファジニューラルネットワーク)を活性汚泥プロセスに応用し、放流水中のCOD値予測シミュレーターの構築した²⁻⁵⁾。ただしこのシミュレーターは、短期の予測では高精度に推定できたが、長期間の予測では精度が低下した。そこで本研究では、逐次更新法を組み込んだCOD値予測シミュレーターの構築し、さらに、CF(信頼度関数)やCOD値の推移パターンによる入力データの分類法、COD値の挙動による予測値修正を用いることで、長期間、高い精度を保つCOD値予測シミュレーターの構築した。

これによって、放流水中のCODを長期間、安定に予測することができ、困難とされてきたCODの制御、運転管理の自動化、効率化を目標とした高度下水処理システムの構築につなげることができるだろう。

2 解析対象データ

活性汚泥処理を行っているN市U処理場の平成6年8月の1ヶ月分の時系列データを用いた。

処理場のフロー図、および測定項目をFig.2に示す。(a) - (g)の各場所に測定器が設置され、それぞれの測定項目が毎時間測定されている。また、曝気槽および(b)、(c)、(f)、(g)の測定器は2系列設置されている。時間 T におけるこれらの測定値と(b)、(c)、(f)、(g)の1系と2系の平均値、外気温、水温、

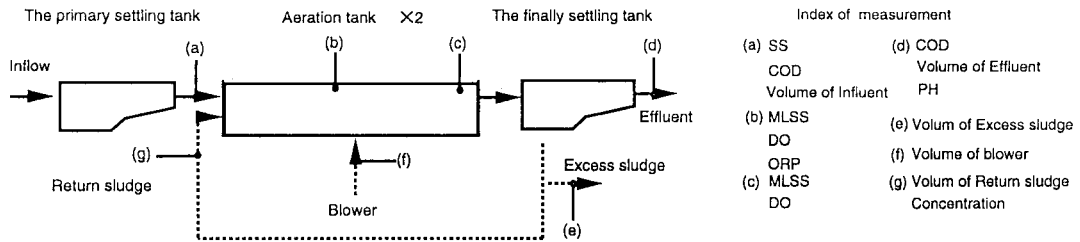


Fig.1 Flowsheet of wastewater treatment plant "U"

さらに、最初沈殿池、曝気層、最終沈殿池における廃水の滞留時間を加えた合計30項目の入力変数から、 $T+1$ 時間の放流水のCODの推定を行うことにした。ここで、上記の30項目について変数ごとの相関を調べ、高い相関関係にある変数については削除することで最終的に合計17変数に絞り込んだ。この17変数を用いてモデルの構築を行った。全てのデータを0.05から0.95の範囲となるように線形規格化した。

3 解析方法とシミュレーション結果

3-1 ファジーニューラルネットワーク (FNN)

FNNとは、データの複雑な入出力関係を学習により自動的に同定するニューラルネットワーク (NN) の特徴と、人間の持つあいまいな制御アルゴリズムを言語的表現のままに取り扱うことが出来るファジー推論の特徴とを融合させたものである。これによって与えられたデータ間のファジー関係を同定することが可能となる。

本研究で用いたFNN Type I⁶⁾の構造をFig.2に示す。Type Iは後件部が定数である簡略化ファジィ推論であり、前件部メンバーシップ関数の中心、傾き、および後件部定数をニューラルネットワークの結合荷重 w_c 、 w_g 、 w_f に対応づけ、学習によって w_c 、 w_g 、 w_f の同定を行うものである。

冗長な入力変数は、FNNの推定精度を低下させるので、変数増加法を用いて入力変数の最適化を行った。学習係数は0.01、学習回数1000回として学習を行った。

3-2 逐次更新法によるシミュレーション結果

(a) 逐次更新法

逐次更新法とは、FNNの学習データを毎時間更新し、その都度学習する方法である。この逐次更新法の模式図をFig.3に示す。まず、ある時間 T から過去 t 時間分のデータを学習用データとして用いてネットワークを構築し、時間 $T+1$ の放流水中のCODの予測を行う。次の時間 $T+1$ では、先の t 時間分の学習データの一番はじめの(一番古い)データを消去し、新たに測定された時間 $T+1$ のデータを加えた t 時間分のデータを学習用データとして、再度ネットワークの学習を行う。これを繰り返すことにより、常に新しい学習用データに更新されることとなり、その時間のデータに最も適した学習が行われる。

(b) シミュレーション結果

まず、前回の発表と同じ方法に基づいたシミュレーション結果をFig.4に示す。Fig.4は、はじめの二週間分のデータを学習用データとして入力変数を最適化し、逐次学習をせずにその後の予測を行ったシミュレーション結果である。学習に用いた前半の二週間では精度良く予測できているが、後半の二週間では、350~500hにかけて挙動の追従がまったくできておらず、最大誤差は実値で3.23、平均誤差で0.781と、大変推定誤差が大きいものとなった。次に逐次更新法を用いたシミュレーション結果をFig.5に示す。過去何時間分の学習データを取るかを検討し、最もシミュレーション結果が良かったのは $t=192$ の場合で、実値での最大誤差は2.91、平均誤差は0.515という結果であった。この結果をFig.5に示した。Fig.4に見られた350~500h

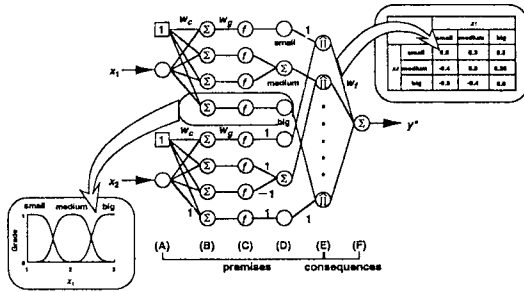


Fig. 2 Structure of fuzzy neural network

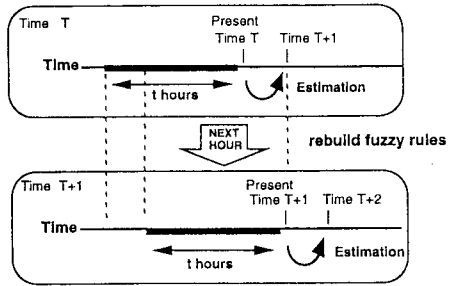


Fig. 3 Strategy of COD estimation with fuzzy rules rebuilt one after another

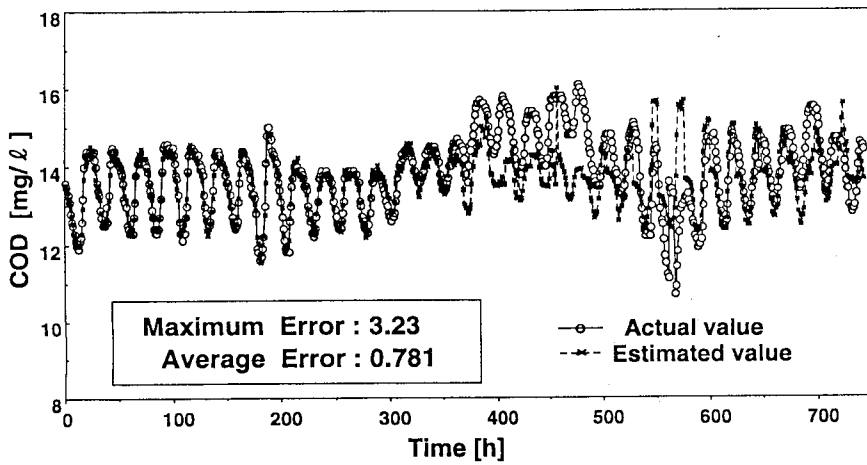


Fig. 4 Results of simulation of COD using FNN

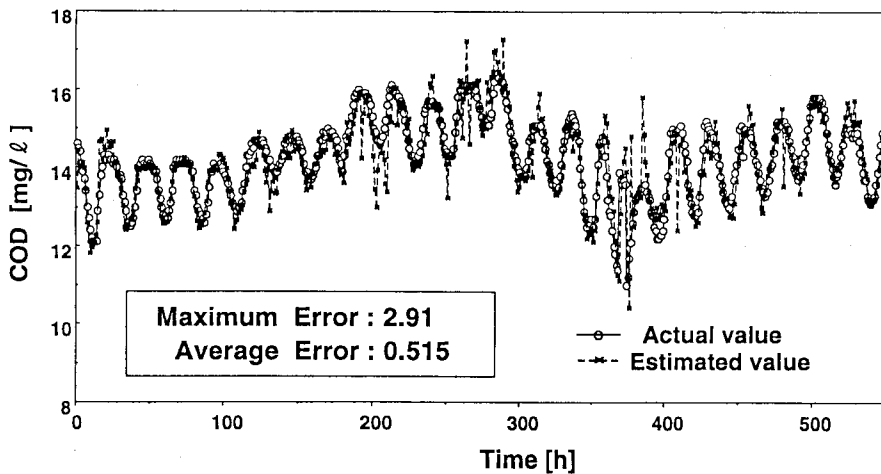


Fig.5 Results of simulation of COD using FNN rebuilt one after another

にかけての大きなずれの部分はなくなったが、実測値と予測値が大きくずれているところが何点か存在した。その理由として、データの挙動が著しく変化したために、今まで最適化された入力変数ではその挙動に対応することが出来ずに、正しい予測が出来なかったのではないかと考えられる。つまり、学習用データの性質と大きく異なった性質を示す入力データの予測結果が大きくずれると考えられた。そこで、入力データと推定精度との関係について以下の検討を行った。

3-3 CF (信頼度関数) とデータの分類法を組み合わせたシミュレーション結果

(a) CF (Confidence Function : 信頼度関数)

FNNで推定する入力データが、学習用データに対して性質が異なるかを表す指標として、当研究室で考案したCF (信頼度関数) ⁷⁾を用いて考察を行った。このCFの考え方をFig.6に示す。FNNやNNは、与えられた学習用データに入出力関係をフィットさせる手法であるので、データが多く存在している所では精度の高いフィッティングができるが、逆にデータが少ない所では精度が低いフィッティングとなる可能性がある (Fig.6(a))。このため、学習用データが入力データの近くに存在し、この学習用データの精度が高い場合、その入力データの推定精度が高いと考えた (Fig.6(b))。そこで、Fig.6(c)に示すように、CFは入力データの近傍の3点についてそれぞれの二乗誤差を、それぞれの学習点と入力データとの距離で割った値を足し合わせたものと定義した。また、推定する入力データの近くに学習データが存在する場合は、学習データと入力データの性質が似ていると考えられる。つまり、CF値が大きくなるほど推定するデータは学習用データと性質が似ており、推定精度も高いと考えられる。

このCFを用いて、3-2の逐次更新法による結果の予測値とそのCF値の関係を解析し、Fig.7に示した。縦軸はCF値、横軸は予測値と実測値との二乗誤差である。このグラフから、CF値が3000以下になると、予測値と実測値の二乗誤差が大きくなる点が多くなるという傾向が見られるので、CF値が3000以下の予測値については、CF値が大きくなるように入力変数を最適化し直すことにした。

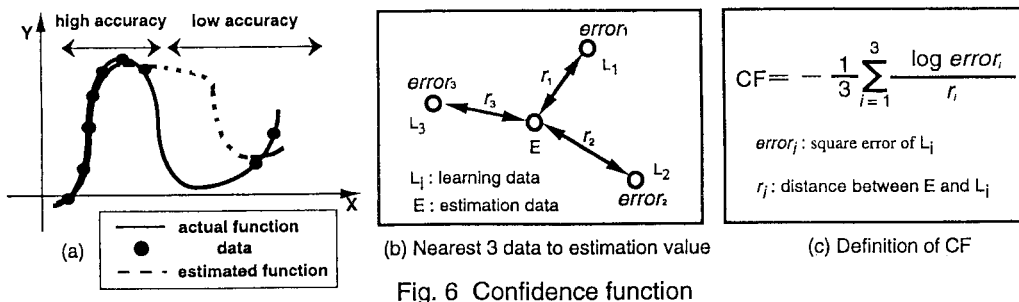


Fig. 6 Confidence function

(b) CF値が3000以下のときの入力変数の最適化手法

CF値が3000以下の場合にすべての入力変数について最適化を行うとかなりの時間がかかるために、Fig.8に示したようにデータをあらかじめCOD値の挙動からパターン毎に分類した。このパターン毎に変数増加法によって入力変数の最適化を行った。CF値が3000以下となった場合は、CF値が最大となるようにこれらのパターンからどのパターンに属するか決定した。

(c) シミュレーション結果

逐次更新法とCF値による入力変数の最適パターン選択によるシミュレーション結果をFig.9に示す。最もシミュレーション結果が良かったのは、 $t=96$ に設定した場合で、実値での最大誤差は3.11、平均誤差は0.467という結果であった。3-2の逐次更新法による結果と比べると、最大誤差は若干大きくなったが、平均誤差は約10%減少した。

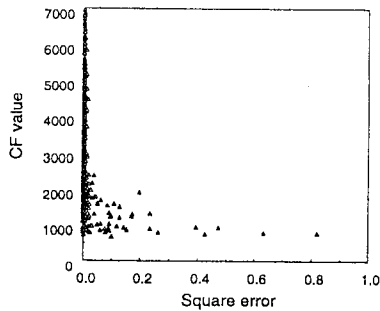


Fig. 7 CF value vs Square error

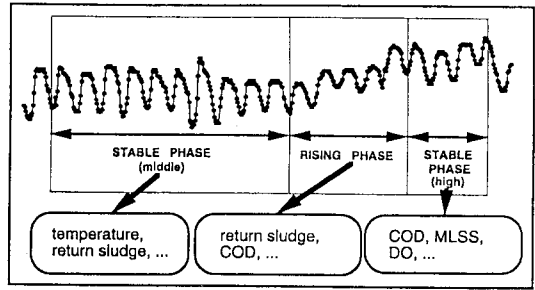


Fig. 8 Examples of basic modeling pattern

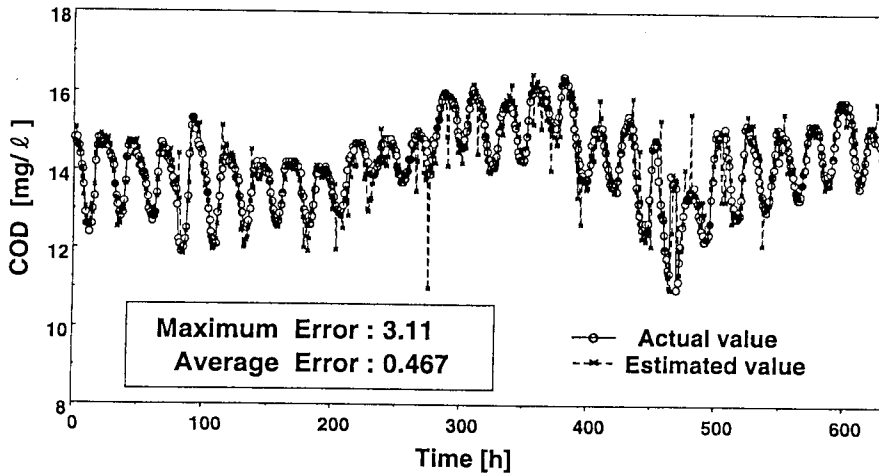


Fig. 9 Results of simulation of using FNN and CF

3-4 予測値の修正をしたシミュレーション結果

(a) 修正方法

Fig.9をみると、依然として、予測値が大きく外れているところがある。そこで、過去数時間における放流水中のCOD値の挙動を調べ、最も大きかった変化量を最大変化量として、予測値の修正を検討した。

COD値の挙動が一定の範囲内で周期的に変化している場合、その変化量もおおむね一定で、実測値で0.4前後である。このためFNNによって推算した予測値が、この最大変化量(0.4前後)よりも大きくずれた推算値になったとすると、通常COD値の挙動から、大きく外れていることになる。Fig.9をみると、このような変化量がかなり大きな予測値が200時間から550時間付近に多く存在し、実測値と比べてかなり大きく外れているもので10数個確認できた。FNNによって推算した予測値と、1時間前の放流水中のCOD実測値とを比べた場合に、その絶対誤差が最大変化量以内であればその予測値をそのまま用い、最大変化量以上であれば誤差の大きな予測値の代わりとして1時間前の放流水中のCOD実測値を用いるようにした。

(b) シミュレーション結果

過去4時間と、過去6時間における最大変化量を用いて、逐次更新法とCF値による予測値の修正を試みた。

ここで、学習データは $t=96$ とし、過去4時間分の最大変化量を用いて予測値の修正をした場合に、最もシミュレーション結果が良く、最大誤差は実値で2.80、平均誤差は0.287という結果であった。Fig.10にシミュレーション結果を示す。平均誤差に関しては3-2,3-3の結果と比べて約50%誤差は減少したが、最大誤差に関しては、若干改善された程度であった。これはFig.10の470時間付近におけるCOD値が急上昇、急降下する時の誤差であった。このようなCOD値の変化はまれであることから、この誤差を考慮しないと、最大誤

差は1.27、平均誤差は0.247となり、最大誤差、平均誤差ともに3-2,3-3の結果の50%以下でシミュレーションできたことになる。

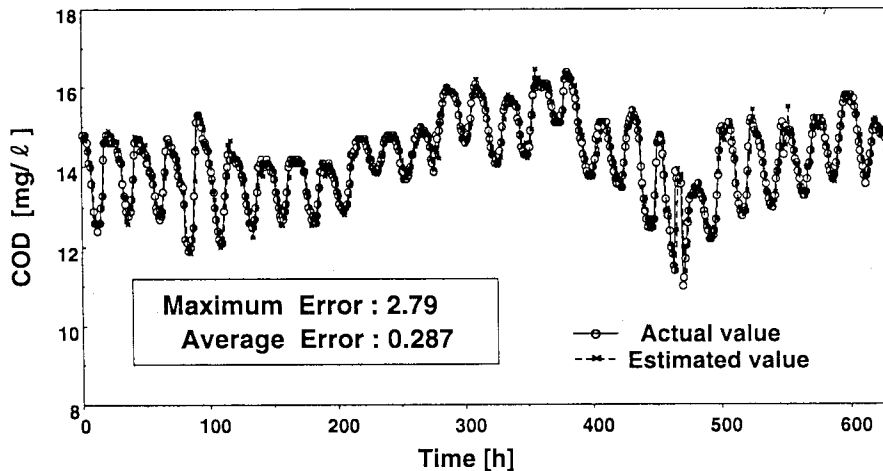


Fig.10 Results of simulation of COD using FNN ,CF and modification

4 まとめ

本研究では、知識情報処理手法であるFNN、逐次更新法、CF、および最大変化量を用いた予測値修正を組み合わせることにより、放流水中のCOD値予測シミュレーターを構築し、実際の処理場でのデータをもとに、その有用性を確かめた。その結果をTable 1にまとめた。

Table 1 Comparison of results in this study

	最大誤差	平均誤差
従来法	3.23	0.781
逐次更新法	2.91	0.515
CF	3.11	0.467
予測値修正	2.80	0.287

今後の研究課題としては、FNNによる予測値そのものの精度を上げることと、予測値の修正方法についても検討を重ね、IAWQモデルなどの数学モデルとの融合も検討してみたい。

今後ますます厳しくなるであろう環境基準を考えると、CODだけでなく、窒素源やリン源の除去にも対応した活性汚泥法が望まれる。上記事項について十分な研究、検討を行うことで、これらの問題を解決できるシステムの開発につなげていきたいと考えている。

本研究は、(財)河川環境管理財団の河川整備基金助成事業によって実施したことを付記する。

5 参考文献

- (1) 岩堀ら：第33回下水道研究発表会講演集, 489-491 (1996)
- (2) 小林ら：Journal of Environmental Instrumentation Control and Automation, 1, 1, 106-109 (1996)
- (3) 花井ら：化学工学会第62年回研究発表講演要旨集第2分冊, p15 (1997)
- (4) 花井ら：日本生物工学会大会平成9年度講演要旨集, p223 (1997)
- (5) 花井ら：ケミカルエンジニアリング, 43, 2, 13-18 (1998)
- (6) 堀川ら：Proc. of IFES'91, 562-573 (1991)
- (7) 花井ら：化学工学会第63年回研究発表講演要旨集第1分冊, p61 (1998)