

東京芝浦電気株式会社 正員 小館英寛
同 上 中山 隆

1. はじめに

下水処理場で広く採用されている活性汚泥法の運転に関する時系列データはかなり多量に蓄積されているので、これらのデータを活用して、日々の運転の参考に供するため、数学モデルによるシミュレーションが行なわれるようになって来た。活性汚泥法の主要装置の一つは曝気槽であり、槽内の反応は生物化学的に基質(BOD)を汚泥(SS)に変換することである。収集した実績データによれば、曝気槽への流入下水流量は日周変動が大きいことをその特徴の一つとして示しており、それに対応して槽内の生物化学的反応も異なるものと考えられる。そこで、流入流量を高低2つのモードに分け、各々個別の係数値のモデルとする非定常モデルを構築した。このモデルはSS、BOD、DOの主要な3水質指標を対象としており、10個の係数を決定しなければならぬので、その係数決定手順について説明する。また、このモデルを用いて計算した結果と実測値との比較例を示す。

2. 曝気槽の基本モデル

曝気槽内の主な反応は基質と活性汚泥の混合であり、その数学モデルは通常、槽列モデルが用いられる。その段数を最小の1としたときに完全混合モデル、無限大としたときに押出流モデルとなる。実際の曝気槽内混合はこれら両極限の中間状態であると言われており、多段完全混合モデルとすることもある。基本モデルとして、完全混合モデル(I)と押出流モデル(II)は、汚泥増殖過程をMonodの式で表わすとすれば、次のようになる。

$$(I) \quad \frac{dX_c}{dt} = -\frac{1}{T_R}(X_c - X_I) + \hat{\mu} \frac{X_c S_c}{K_s + S_c} - K_d X_c \quad \dots (1)$$

$$\frac{dS_c}{dt} = -\frac{1}{T_R}(S_c - S_I) - \frac{1}{Y} \hat{\mu} \frac{X_c S_c}{K_s + S_c} \quad \dots (2)$$

$$(II) \quad X_p = X_I(t - T_R) \quad \dots (3)$$

$$S_p = S_I(t - T_R) \quad \dots (4)$$

$$\frac{dX_p}{dt} = \hat{\mu} \frac{X_p S_p}{K_s + S_p} - K_d X_p \quad \dots (5)$$

$$\frac{dS_p}{dt} = -\frac{1}{Y} \hat{\mu} \frac{X_p S_p}{K_s + S_p} \quad \dots (6)$$

式(1)~(6)において、 X_c 、 X_p と S_c 、 S_p は各々汚泥濃度と基質濃度で、添字CとPは各々モデル(I)と(II)の場合の値を表わす。 X_I と S_I は各々汚泥濃度と基質濃度の入力値($X_I(t - T_R)$ は $t - T_R$ における X_I 値)。 $\hat{\mu}$ は最大増殖率、 K_s は飽和定数、 Y は収率係数、 K_d は自己酸化率、 T_R は曝気槽滞留時間、 t は任意時刻。

溶存酸素(DO)モデルとしては、次式を用いる。

$$\frac{dC}{dt} = -\frac{1}{T_R}(C - C_I) + K_{La}(C_s - C) - r_r \quad \dots (7)$$

$$K_{La} = K_1(F)K_2 \quad \dots (8)$$

$$r_r = -K_3 \frac{dS}{dt} + K_4 X \quad \dots (9)$$

式(7)~(9)において、 C は溶存酸素濃度、 C_s は飽和溶存酸素濃度、 C_I は C の流入値、 K_{La} は総括酸素移動係数、 F は曝気風量、 r_r は酸素消費速度、 $K_1 \sim K_4$ は係数。 S と X はモデル(I)と(II)において、各々 S_c 、 X_c と S_p 、 X_p となる。

3. 曝気槽の非定常モデル

曝気槽の実際の混合状態を槽列モデルの両極限モデルの中間として表現すれば良いので、モデル(I)と(II)を重み係数を用いて結合させたモデルで表わすことにすれば、濃度は次式となる。

$$Z = \alpha Z_c + (1 - \alpha) Z_p \quad \dots (10)$$

ここで、 Z は X または S である。さらに、流入流量の日周変動の大きいという特徴をモデルに組入れるために、任意時刻 t における重み係数 $\alpha(t)$ を次式で表わすことにする。

$$\alpha(t) = \begin{cases} \alpha_H & \text{when } Q(t) \geq Q_M \\ \alpha_L & \text{when } Q(t) < Q_M \end{cases} \quad \dots (11)$$

ここで、 $Q(t)$ は流入流量、 Q_M は使用流量データ Q の中央値である。すなわち、式(1)~(9)の8個の係数は固定とし、これらの時間変化分を重み係数の形で、しかも流量との関係で2値を与えた簡易形非定常モデルを得たことになる。このモデルの利点は、多段完全混合モデルを用いたときには流量の高低2モードで段数の異なるものとなるため、時系列的に連結するときには各段における初期値の換算を要するが、単段のため換算不要となることである。

4. 諸係数の決定方法

式(1)~(6)では $\hat{\mu}$ 、 K_s 、 Y 、 K_d の4係数、式(7)~(9)では K_1 ~ K_4 の4係数、式(11)の2係数の10個を決定すれば、モデルが得られたことになる。重み係数の2つを除き、文献に係数値が記載されているが、実績データに対応した係数値とすることを目的とする。まず、重み係数の組合せを決定する。曝気槽の実績データによれば、汚泥濃度に関する増殖項は汚泥濃度に対し、1桁小さな値となっているので、これに関する項を省略して、汚泥濃度のみの式を用いて決定する。重み係数の値は0~1の範囲内にあるので、0~1を N 等分すれば $(N+1)$ 個の値が得られる。2係数の組合せによって生ずる格子数 α は $(N+1)^2$ となり、全数列挙法によって、指標としてのMLSSの計算データが実績データとの偏差和を最小とする場合の組合せが最適組合せ α^* である。次は8個の係数であるが、式(1)~(6)のBOD関係と式(7)~(9)のDO関係のそれぞれ4係数ずつ2つに分け、BOD関係の係数から決定する。係数の初期値を文献値とし、係数に微小変分を与えて、指標としてのBODまたはDOの実績データと計算データとの偏差が最小となる係数組合せを求め、1つの係数について M 個の値を探索対象とすれば、それぞれ M^2 個の場合数を計算しなければならぬ。そこで、1個ずつ逐次的に決定することにすれば、 $4M$ の場合数で得られるが、順番が問題となる。このため、指標に対する係数の感度解析を行ない、感度の高い係数から順次決定していくことにした。この係数決定アルゴリズムの流れ図は図1のごとくなる。

5. シミュレーション結果

実現場において、2時間間隔で1週間の手分析を主体としたデータ収集作業により得た夏期のデータを用いて、シミュレーションを行った結果を図2に示す。重み係数の最適組合せは $\alpha_1^* = 0.95$ 、 $\alpha_2^* = 0.85$ ($N=20$)。 $K_s = 80$ 、 $Y = 0.6$ 、 $\hat{\mu} = 0.17$ 、 $K_d = 0.007$ 、 $K_1 = 0.021$ 、 $K_2 = 0.55$ 、 $K_3 = 0.4$ 、 $K_4 = 0.044$ で、 $C_s = 7.74$ (28°C)とした。感度解析の結果は $Y > K_d > \hat{\mu} > K_s$ 、 $K_4 > K_1 > K_3 > K_2$ であった。MLSSは非常に良い適合度を示している。

6. まとめ

上記の曝気槽非定常モデルは、実際の混合状態を表現するために、単段完全混合モデルと押出流モデルを重み係数で結合したモデルを基本とし、その重み係数を流入流量の高低2つのモードで個別の値を与えたもので、主要な水質指標に関する10個の係数選定は3段階に分け、感度解析による順番決定を含む手順で、少ない演算回数で行なわれるものである。今後とも、実績データを収集し、本モデルの適合度の検討を続けていく予定である。

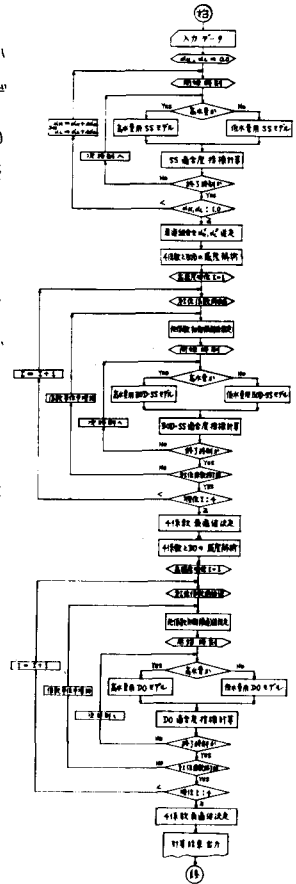


図1. 係数決定アルゴリズムの流れ図

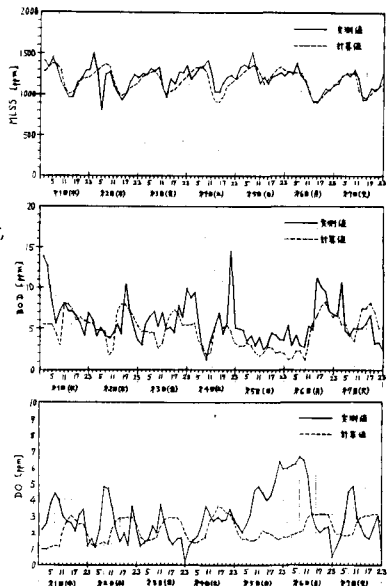


図2. 非定常モデルによるシミュレーション結果例