

가중유출수질지표를 이용한 활성오니공정모델의 민감도 분석과 매개변수 보정

Sensitivity Analysis and Parameter Estimation of Activated Sludge Model Using Weighted Effluent Quality Index

이 원 영, 김 민 한, 김 영 황, 이 인 범, 유 창 규*
(Won Young Lee, Min Han Kim, Young Whang Kim, In-Beum Lee and Chang Kyoo Yoo)

Abstract : Many modeling and calibration methods have been developed to analyze and design the biological wastewater treatment process. For the systematic use of activated sludge model (ASM) in a real treatment process, a most important step in this usage is a calibration which can find a key parameter set of ASM, which depends on the microorganism communities and the process conditions of the plants. In this paper, a standardized calibration protocol of the ASM model is developed. First, a weighted effluent quality index(WEQI) is suggested for a calibration protocol. Second, the most sensitive parameter set is determined by a sensitive analysis based on WEQI and then a parameter optimization method are used for a systematic calibration of key parameters. The proposed method is applied to a calibration problems of the single carbon removal process. The results of the sensitivity analysis and parameter estimation based on a WEQI shows a quite reasonable parameter set and precisely estimated parameters, which can improve the quality and the efficiency of the modeling and the prediction of ASM model. Moreover, it can be used for a calibration scheme of other biological processes, such as sequence batch reactor, anaerobic digestion process with a dedicated methodology.

Keywords : Activated Sludge Model(ASM), parameter estimation, sensitivity analysis, wastewater treatment, weighted effluent quality index

I. 서론

갈수록 하폐수에 대한 법적 규제가 강화되고 있기 때문에 하수처리장의 처리규제를 만족시키고 비용을 절감시키기 위해서는 하수처리시스템에 대한 고도처리와 제어 및 최적 운전의 필요성이 점점 중요해지고 있다. 이를 위해 생물학적 고도처리 공법을 이용하여 오염물질의 제거 효율을 평가하고 최적의 운전조건을 도출하기 위한 모델링 연구는 오래전부터 수행되었다. 기존의 하수 처리 시스템에서의 연구는 실험실 규모의 실험을 바탕으로 한 파일럿 규모의 운전을 통해서 이루어졌으나, 이러한 기존의 접근 방식은 비용이나 시간적인 면에서 비효율적이고 많은 한계점을 나타낸다. 이러한 문제들을 해결하기 위해 하수 처리 시스템에서 생물학적 공정의 수학적 모델을 구성하고, 이로써 모델링하는 시스템해석접근 방식에 대한 연구가 최근에 많은 보고되고 있다[1,2]. 특히 공정 모델링 기법을 이용한 시뮬레이션 방법은 기존 방법의 문제점을 극복하고 환경성과 경제성평가를 기초로 하여 실 규모 처리장의 제거 효율을 평가할 수 있는 하나의 대안이다.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2008. 3. 27., 채택확정 : 2008. 8. 1.

이원영, 김민한, 유창규 : 경희대학교 환경응용화학대학, 환경연구센터/그린에너지센터

(ywonyoung@hanmail.net/werver0311@khu.ac.kr/ckyoo@khu.ac.kr)

김영황, 이인범 : 포항공과대학교 화학공학과

(ograng@postech.ac.kr/iblee@postech.ac.kr)

※ 본 연구는 학술진흥재단(KRF-2007-331-D00089)과 서울시정개발연구원의 산학협력과제(CS070160)의 연구비에 의하여 연구되었음.

지금까지 하수처리공정을 모델링 할 때 가장 많이 사용된 모델은 활성오니공정모델(Activated Sludge Model, ASM)로 알려져 왔다[2]. ASM 모델을 이용하여 실 규모 하수처리장 시스템에 적용하는데 있어서는 해당 처리장의 미생물의 동특성에 맞는 ASM 모델의 주요 변수를 체계적으로 추정하는 모델 보정(model calibration)과정이 필요하다. 지금까지 많은 ASM 모델링과 변수 보정법이 개발되었고, 각각의 모델링 연구는 각기 다른 보정 방법을 따라왔다. 국내에서도 많은 ASM 모델링에 관한 연구와 응용 결과가 보고되고 있지만 아직까지 국내 실정에 맞는 표준화된 ASM 모델 보정방법은 보고되지 않는 실정이다[3-5]. 이에 따라 실규모의 하수처리장 운전 최적화에 적합한 ASM 모델의 표준화된 보정 프로토콜(standardized calibration protocol)의 개발을 목적으로 본 연구가 시작되었고, 적용 대상으로 연속 폐수처리공정을 선택하였다.

따라서 본 연구에서는 ASM 1의 모델 변수 보정을 위한 민감도분석과 매개변수 추정 기법에 대한 연구를 수행하였다. 특히, 실 규모 처리장 모델의 표준화된 보정을 위해 여러 주요변수들의 가중치를 고려한 가중유출수질지수(Weighted Effluent Quality Index, WEQI)를 바탕으로 한 매개변수의 최적화 방법을 제시하고자 한다.

II. 본론

1. Activated Sludge Model (ASM)

1970년대 이후 많은 연구자들이 생물학적 하수처리 공정에 대한 수학적 모델링에 대해 연구하였다. 하수처리 공정

내에서 일어나는 미생물 반응에 대한 수학적 모델은 이론적인 반응 속도 식을 바탕으로 하여 여러 운전 변수에 대한 반응 결과를 제시해주며, 복잡한 실험 과정을 거치지 않고도 하수처리 공정에서 발생하는 여러 상황에 대한 전산 모사를 가능하게 한다. 따라서 IAWQ(International Association in Water Quality) 산하 task group에서 1983년 이후 현재까지 활성오니공정의 설계와 운전에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[2].

1987년 IAWQ 산하 task group에서 유기물 제거, 질산화, 탈질 등에 관여하는 활성슬러지의 모델들을 검토하고, 간단하고 사실적으로 반응을 예측할 수 있는 모델인 ASM1(Activated Sludge Model no.1)을 발표하였다[2]. ASM1은 단일 미생물군으로 사용한 부유성장 미생물 공정에 대해 광범위한 적용이 가능한 것으로 알려지고 있으며 지금까지 알려진 여러 모델 가운데 실제 공정을 모사함에 있어서 가장 정확하고 응용성이 큰 것으로 알려져 있다. ASM1은 독립영양미생물과 종속영양미생물의 성장과 사멸, 가수분해 등 8개의 공정과 4종류의 유기물질과 질소성 물질 등의 13개 성분으로 이루어져 있으며, 효과적으로 모델을 표현하기 위해서 표 1과 같이 Peterson 행렬을 사용하였고, 각 반응은 식 (1)의 물질 수지식에 기인 한다[2].

$$\text{Accumulation} = \text{Input} + \text{Ouput} \pm \text{Reaction} \quad (1)$$

2. 민감도 분석 및 매개변수 최적화

2.1 민감도 분석 과정 및 방법

본 연구에서 사용된 대상공정은 활성오니공정 모델 중 단순화된 유기물 제거공정을 주 연구대상으로 사용하였다. 공정 시뮬레이션을 위해 활성슬러지모델 프로그램은 매트랩(Mathwork Inc., 2006)을 이용하여 코딩하였다.

매트랩을 이용하여 유기물 제거공정을 모델링할 때 생물학적 하수 처리 공정에서 일반적으로 사용되는 다음과 같은 가정을 통해 모델링을 수행하였다[2].

- 유출수에 미생물은 없다.
- 침전조에서는 유동적이지 않다.
- 유출수와 폐 슬러지, 반송 슬러지에 포함된 기질은 같다.

표 1. ASM1의 반응 속도식 및 양론계수[6].

Table 1. Kinetic and stoichiometric relationships for COD removal, nitrification and denitrification[6].

Component (j) → Process (i)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	Process rate (g)
1. Activite growth of heterotrophic biomass	$\frac{1}{K_S}$						$1 - \frac{Y_B}{Y_A}$							$\mu_{\text{max}} \frac{S_0}{K_S + S_0} X_{B0}$
2. Activite growth of autotrophic biomass		$\frac{1}{K_S}$												$\mu_{\text{max}} \frac{S_0}{K_S + S_0} X_{A0}$
3. Decay of heterotrophic biomass			$\frac{1}{K_d}$											$b_x X_{B0}$
4. Decay of autotrophic biomass			$\frac{1}{K_d}$											$b_x X_{A0}$
5. Ammonia Oxidation				$\frac{1}{K_d}$										$b_x S_{NH} X_{B0}$
6. Hydrolysis of slowly biodegradable substrate					$\frac{1}{K_d}$									$k_1 \frac{X_B}{X_B + X_{B0}} Y_H$
7. Hydrolysis of organic nitrogen						$\frac{1}{K_d}$								$k_1 \frac{X_B}{X_B + X_{B0}} Y_H$
8. Hydrolysis of organics								$\frac{1}{K_d}$						$\left[\frac{S_0}{K_{C0} + S_0} + \frac{S_{NH}}{K_{NH} + S_0} + \frac{S_{NO}}{K_{NO} + S_0} \right]$

- 폐 슬러지와 반송 슬러지에 용존산소의 농도는 무시할 수 있는 작은 농도이다.
- 일정한 부피의 완전 혼합된 하나의 호기조로 가정한다.
- 공기유량과 산소량으로 전환되는 매개변수 사이에 지수함수의 형태를 가진다.

본 연구에서 사용된 하수처리장은 그림 1과 같이 1개의 생물학적 호기조와 1개의 침전조로 구성되었고 표 2는 모델 변수의 정의와 실제 값을 나타낸다.

침전조는 pointer settler로 미생물의 손실은 없다고 가정하였다. point settler에서 미생물 물질수지는 (2)와 같다.

$$(q_F + q_R) X_H = (q_F + q_W) X_{HR} \quad (2)$$

여기서 X_{HR} 은 underflow의 미생물 농도로 다음 (3)으로 나타내었다.

$$X_{HR} = X_H \frac{q_F + q_R}{q_R + q_W} \quad (3)$$

호기조에서 미생물 물질 수지는 다음 (4)와 같다.

$$\frac{d}{dt} (V X_H) = q_F X_{HF} + q_R X_{HR} - (q_F + q_R) X_H + r_H V \quad (4)$$

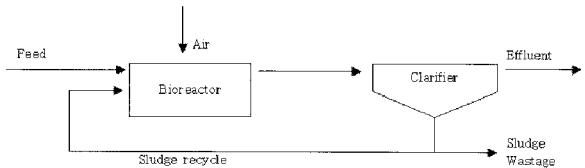


그림 1. 활성슬러지 공정 모식도[2,3].

Fig. 1. Simple carbon removal process[2,3].

표 2. 모델 변수의 정의 및 실제값.

Table 2. Model variables and their values.

Symbol	Description	Value	Units
q_F	influent flowrate	50	m³/d
S_{SF}	influent substrate concentration	150	mg/l
S_{OF}	influent oxygen concentration	1	mg/l
X_{HF}	influent heterotrophic concentration	5	mg/l
q_A	air flowrate	6.3	m³
q_R	recycle flowrate	50	mg/l
q_W	wastage flowrate	1.615	mg/l
V	aeration tank volume	12.5	m³
S_s	aeration tank substrate concentration	4.4	mg/l
S_o	aeration tank oxygen concentration	3	mg/l
X_H	aeration tank heterotrophic concentration	850	mg/l
m_{sh}	maximum heterotrophic growth rate	3.733	1/d
K_s	substrate saturation coefficient	20	mg/l
K_{OH}	oxygen saturation coefficient	0.2	mg/l
Y_H	yield coefficient	0.6	-
b_H	heterotrophic decay rate	0.4	1/d
f_P	fraction inerts on decay	0.1	-
a	KLa value at infinite air flowrate	166	1/d
b	KLa exponent coefficient	16	m³/min
SO_{sat}	saturated oxygen concentration	10	mg/l

탄소기질과 용존 산소, 그리고 종속영양미생물의 물질수지 식은 다음 (5), (6), (7)과 같다.

$$\frac{dS_S}{dt} = \frac{q_F + q_R}{V} (\text{SSF} - S_S) - \frac{\mu_H}{Y_H} \left(\frac{S_S}{K_S + S_S} \right) \\ \left(\frac{S_O}{K_{OH} + S_O} \right) X_H + (1 - f_p) b_H X_H \quad (5)$$

$$\frac{dS_O}{dt} = \frac{q_F}{V} S_{OF} - \frac{q_F + q_R}{V} S_O + \frac{Y_H - 1}{Y_H} \mu_H \left(\frac{S_S}{K_S + S_O} \right) \\ \left(\frac{S_O}{K_{OH} + S_O} \right) X_H + a (1 - e^{-qA/b}) (S_{O,sat} - S_O) \quad (6)$$

$$\frac{dX_H}{dt} = \frac{q_F}{V} X_{HF} - \frac{q_W}{V} \frac{q_F + q_R}{q_R + q_W} X_H - \frac{\mu_H}{Y_H} \\ \left(\frac{S_S}{K_S + S_S} \right) \left(\frac{S_O}{K_{OH} + S_O} \right) X_H + (1 - f_p) b_H X_H \quad (7)$$

평가 대상모델은 간단한 유기물처리공정으로 단순화하였고, 첫 번째 단계에서는 기준 시뮬레이션을 수행하여 기준 가중 유출 수질 지수(Weighted effluent quality index, WEQI) (8)의 한 부분인 COD_e를 선택하였다. 이 값은 이후 단계에서 ΔCOD 를 계산하는데 사용되며 매개변수들을 사용하여 시뮬레이션을 수행한 후 목적함수인 ΔCOD 를 계산하였다. 매개변수의 민감도를 정량적으로 나타내기 위한 민감도 지수는 목적함수 가중 유출 수질 지수로 (9)와 같이 계산된다.

$$\text{WEQI} = \beta \text{TSS} \cdot \text{TSS}_e + \beta \text{COD} \cdot \text{COD}_e \\ + \beta \text{NH}_4 \cdot \text{NH}_4_e + \beta \text{NO}_x \cdot \text{NO}_x_e \quad (8)$$

$$\text{COD}_e = S_{S,e} + S_{T,e} + X_{S,e} + X_{BH,e} + X_{BA,e} + X_{P,e} \quad (9)$$

단일매개 변수의 단계 변화 방법은 기준 시뮬레이션에서 사용된 매개변수를 하나씩 기본 값의 50-150% 범위 내에서 10%씩 단계적으로 변화시키는 방법으로 적용하였다. 이 때 주의할 점은 값을 변화시킨 매개변수 외의 다른 매개 변수들은 기준 시뮬레이션에서 사용된 매개변수 값을 사용하여야 한다는 것이다 [6,7]. 이와 같은 방법으로 측정된 변수의 민감도 함수를 분석함으로써 가장 민감한 매개변수들이 정해진다. 이 때 민감도 분석에서 고려되어야 할 변수들은 연구목적에 따라 정해진다. 예를 들어, 그 목적이 유출수의 탄소를 제거 하는 것이라면 탄소를 제거하기 위해 보정되어야 할 매개변수 부분집합을 민감도 분석을 통해서 정하고, 가장 민감한 매개변수들의 값을 찾게 된다. 가장 민감한 매개변수에 대한 정보를 더 많이 수집하기 위해서 실험 실 규모의 실험이 계획될 수 있다[4,7].

2.2 민감도 분석 결과

본 연구에 적용된 활성오니공정 모델의 매개변수들은 표 2에 정리되었으며, 민감도 분석에 사용된 변수들로는 최대 비 종속영양 성장률(μ_H), 반 포화 상수(K_s), 산소포화계수(K_{OH}), 종속영양 생산계수(Y_H), 종속영양 부폐계수(b_H), 바이오매스의 비활성 입자성 부분(f_p), KLa, air flowrate(a), KLa exponent coefficient(b), 포화산소농도($S_{O,sat}$)이다.

민감도가 높은 매개 변수를 선정하기 위하여 단일매개변

수를 단계적으로 변화시킨 결과를 표 3과 그림 2에 나타내었다. 그림에서 보여주는 바와 같이 매개변수의 민감도는 쉽게 정량화될 수 있었다. 시뮬레이션은 민감도를 분석하고자 하는 매개변수 값을 변화하며 수행되었고, 이후 각각에 대한 ΔCOD 의 기울기를 계산하였다. 종속영양미생물의 수율(Y_H)과 종속영양 부폐계수(b_H)가 높은 기울기를 가지는 매개변수가 민감한 매개변수로 나타났다.

표 3. ΔCOD 에 해당하는 민감도 분석 결과.

Table 3. ΔCOD value of single-parameter.

	$m_{\mu H}$	K_s	K_{OH}	Y_H	b_H
0.5	32.5862	10.1911	1.6648		235.7801
0.6	19.8624	8.0987	1.2517		182.9078
0.7	12.065	6.1032	0.9387		133.0598
0.8	6.7576	4.1047	0.6255	286.6492	86.1389
0.9	3.8656	2.0037	0.3132	139.2836	41.8503
1.0	0	0	0	0	0
1.1	2.246	2.0059	0.3125	146.6204	39.6035
1.2	4.1005	4.0139	0.6236	303.4302	77.1531
1.3	5.5347	6.0244	1.0373	471.5076	112.8069
1.4	6.8289	8.0374	1.3491	652.2152	146.7439
1.5	7.869	9.9523	1.6609	846.6399	179.1129
	f_p	a	b	$S_{O,sat}$	
0.5	25.1936		0.6219		
0.6	20.1488		0.4511		
0.7	15.0075		0.3834		
0.8	9.9705	55.4712	0.3192	57.3622	
0.9	4.9355	4.9577	0.1574	5.7473	
1.0	0	0	0	0	
1.1	4.93	1.0799	0.1528	1.7847	
1.2	9.8605	1.5475	0.2998	2.1044	
1.3	14.7881	1.876	0.5432	2.1044	
1.4	19.6141	2.0302	0.7775	2.3532	
1.5	24.4384	2.1978	1.0054	2.5182	

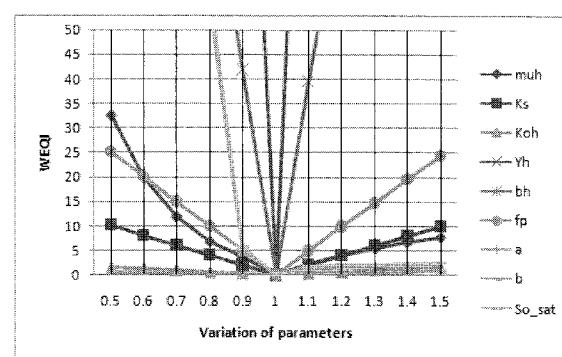


그림 2. 기중 유출 수질 지표를 사용한 민감도 분석 결과.

Fig. 2. Sensitivity analysis of stepwise single parameter variation on ASM1 using WEQI.

표 4. 매개변수의 최적값.

Table 4. Each input value of parameters.

	m_{ph}	Y_h	b_h
real value	3.733	0.6	0.4
optimization value	3.9318	0.6117	0.204
initial value	3	0.7	0.2

2.3 매개변수 최적화 방법

민감도분석에서 각 처리장에서의 ASM 모델 변수 중 가장 민감한 매개변수들의 조합이 선정된 후 각각의 매개변수들을 최적 값을 결정하는 단계가 필요하다(매개변수 최적화의 단계). 본 연구에서는 매개변수의 최적화를 위하여 수학적 최적화 방법인 기울기 기반 최적화법을 사용하였다. 기울기의 각 원소는 일반적으로 설계변수의 비선형 함수가 되므로 이 방법은 반복적인 방식을 취하게 될 것이다. 기울기의 원소들은 달린 형식으로 나타낼 수 있거나 신뢰할 만한 수치 근사로 구할 수 있다고 가정하였고, 또한 기울기에 대한 수치 근사를 위한 방법을 제시하고자 한다. 일반적으로 수학적 최적화 방법의 대부분의 방법은 다음의 식(10)과 같이 비슷한 반복 절차를 채택하고 있다.

$$x(k+1) = x(k) + a(k)s(x(k)) \quad (10)$$

여기서, $x(k)$ = 해 x^* 에 대한 현재의 추정값

$a(k)$ = 단계 크기 인자

$s(x(k)) = s(k)$ = N차원 설계변수 공간내의 탐색방향

각 반복단계에서 $s(x)$ 와 a 를 결정하는 방식이 특정방법의 내용을 이룬다. 대개 $a(k)$ 는 $s(x(k))$ 방향으로 $f(x)$ 를 최소화하도록 선정된다[7]. 본 논문에서는 매개변수 최적화를 위해 기울기 최소화 알고리즘을 이용하여 활성오너공정의 주요 매개변수를 구하였다.

2.4 매개변수 최적화 결과

시뮬레이션을 통하여 종속영양미생물의 수율(Y_h)과 부폐상수(b_h), 최대 비 종속영양 성장률(μ_h)과 같이 높은 기울기를 가지는 민감한 매개변수를 최적화의 목적 함수로 선택하였다. 본 연구에서 매개변수의 최적의 해를 찾아내기 위해 WEQI 중 CODE를 계산하여 민감도 분석을 수행하였고 민감도 분석을 통해 가장 민감도가 높은 주요한 매개변수로 선정된 종속영양미생물의 수율(Y_h)과 부폐상수(b_h), 최대 비 종속영양 성장률(μ_h)에 대하여 연구가 진행되었다. 여기서 최대 비 종속영양 성장률(μ_h)은 일반적으로 유입질소농도의 부하로 인해, 그리고 종속영양미생물의 수율(Y_h)과 종속영양 부폐상수(b_h)는 상대적으로 짧은 슬러지 체류시간(sludge retention time, SRT)에서 종속영양미생물의 성장 수율과 부폐상수가 많은 영향을 받기 때문에 선정되었다.

3. 최적화된 매개변수를 이용한 모델링 결과

제시된 WEQI의 목적함수를 사용하여 동적매개변수추정(dynamic parameter estimation)을 수행하였다. 기울기 기반 최적화법을 수행한 결과 m_{ph} , Y_h , b_h 의 최적의 해를 알 수

있었다. 표 4와 같이 매개변수의 최적의 값은 실제 데이터와 비교하여 최적화시 초기치에 그 결과가 민감한 결과를 보였고 어느 정도의 오차가 있었으며, 최종 해는 $m_{ph}=3.9318$, $Y_h=0.6117$, $b_h=0.2040$ 으로 나타났다.

추정된 매개변수를 사용하여 표 4와 같이 실제 값과 최적화 값 그리고 초기 매개변수 값(매개변수 추정 전)을 나누어서 시뮬레이션을 수행하였다. 그럼 3과 표 5에 유출 변수들이 모델링 결과와 실제 값과 모델링 값의 오차를 나타냈다. ASM 모델 변수의 보정 시 표 4의 매개변수 최적화의 모델링 오차는 m_{ph} 와 Y_h 의 경우 상대오차가 10%이내이므로 ASM 모델 보정의 허용 가능한 범위이며 b_h 의 경우 상대오차가 40%로 상대적으로 큰 오차를 보였다. 이러한 결과는 종속영양미생물의 수율(Y_h)과 최대 비 종속영양 성장률(μ_h)의 경우 기울기 기반 최적화 방법으로 최적해를 찾기 적합한 반면, 부폐상수(b_h)는 ASM 1의 사멸-재생산 모델 구조에서 모델링 오차가 발생할 확률이 높기 때문에 기울기 기반 최적화의 경우 주의가 필요하다.

그림 3(a), (b), (c)에서 가장 큰 차이점은 (a)와 (b)를 비교하면 종속영양 바이오매스(X_h)의 농도 차이로 인해 쉽게 생분해 가능한 기질(Ss)과 용존산소(So)의 농도 또한 차이를 보였다. 이는 종속 영양 바이오매스(X_h)의 성장은 산소 소비(So)의 조건에서 용해성이이고 쉽게 생분해되는 기질(Ss)의 분해에 의해 이루어지기 때문이다. 또한 용존 산소(So)와 쉽게 생분해되는 기질(Ss)의 농도는 바이오매스 성장에 있어서 성장 제한요소로 작용한 결과로 파악된다[2]. 여기에서 가장 큰 문제점은 최적의 해에서 종속영양 부폐상수가 다른 매개변수인 종속영양미생물의 수율과 최대 비 종속영양 성장률보다 많은 오차를 보인 것이다. 이는 종속영양 부폐상수를 계산할 때 모델 자체의 오차에 기인하고, 종속영양 부폐상수의 경우 사멸-재생산 개념에서는 산소는 미생물의 분해와 직접적으로 연관이 되지 않는다. 여기서 미생물의 분해는 완전 생분해성 기질의 배출로 이어지고 이 배출된 생분해성 기질은 용해성 기질로 다시 돌아가서 미생물 세포성장에 사용된다고 가정된다. 따라서 부폐와 직접적으로 연관된 산소이용이 유출된 기질 위에서 새로운 바이오매스의 성장으로부터 간접적으로 발생하는 것처럼 계산된다. 또한 산화에 대한 호흡율이 종속영양 바이오매스의 농도에 비례한다는 사실에 기반을 둘 수 있다. 종속영양 부폐상수(b_h)는 (11)에 의해 계산될 수 있다.

$$b_h = \frac{b_h}{1 - Y_h (1 - f_p)} \quad (11)$$

(11)에서 볼 수 있듯이 종속영양 부폐상수 값은 종속영양미생물의 수율에 영향을 받는다. 따라서 그림 3(b)와 같이 종속영양미생물의 수율(Y_h)에 비하여 종속영양 부폐상수 값이 낮아지게 되면 종속 영양 바이오매스는 급격하게 성장하게 되고, 쉽게 생분해되는 기질의 분해가 급격하게 일어났다. 이러한 급격한 생분해 기질의 분해 작용 때문에

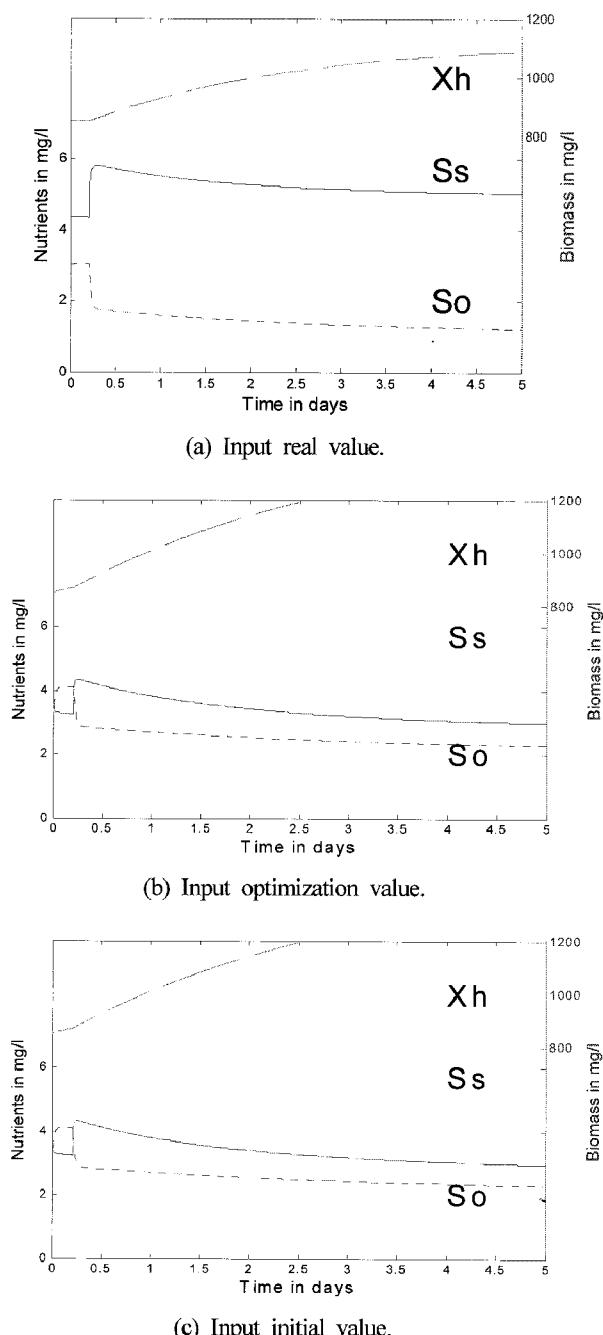


그림 3. 유출 변수들의 모델링 결과 (a)실제값, (b)최적화값, (c) 초기 매개변수 값.

Fig. 3. Simulation result of simple carbon removal process modelling.

종속영양 부폐상수의 추정결과가 많은 어려움을 나타내고 있고, 모델 자체를 추론해볼 때 이 변수가 가장 큰 지역해(local optimization)에 근접한 것을 알 수 있다. 본 연구에서 사용한 최적화 방법이 기울기 기반의 최적화 방법을 사용하였기 때문에 모델 자체의 지역해에 근접한 경우 종속영양 부폐상수 같은 매개변수들의 추정에 있어서 단점을 보인다는 것을 알 수 있다.

ASM 모델 같은 비선형 시스템의 경우 이러한 지역해 문제는 기울기 기반 최적화 방법의 경우 근본적인 단점으로 알려져 있다[8]. 비선형 시스템의 전역해(global solution)

표 5. 유출 변수들의 모델링 결과값.

Table 5. Comparison of three components of S_s, S_o, X_h using three values of real, optimized and initial value.

	S _s	S _o	X _h
real value	5.0433	1.2191	1088.7
optimization value	2.9619	2.3078	1354.2
initial value	4.026	3.6202	1565.7

를 찾기 위한 대안으로 유전 알고리즘이나 담금질 방법 같은 전역해 최적화 방법을 이용할 수 있다. 유전 알고리즘은 초기치에 덜 민감하고, 최적화 문제의 형태에 그리 영향을 받지 않는다는 면에서 장점을 지닌 반면, 해를 찾는데 상당히 많은 시간이 필요한 단점을 가진다. ASM 모델 보정의 다른 문제점은 폐수처리공정의 경우 보정해야 할 ASM 모델 변수는 매우 많으나, 실제 처리공정에서 측정이 가능한 데이터의 개수는 상대적으로 작기 때문에 미지수 보다 적은 방정식을 가진 전형적인 과소결정문제(underdetermined problem)로 간주할 수 있다. 이러한 과소결정문제에서 최적해는 유일하게 정의되지 않고 여러 조합의 해를 가지게 되며 각 최적해의 집합은 국소 최적해로 정의될 수 없으며 지배되지 않는 전역 최적해, 즉 파레토 최적화(pareto optimization)가 된다. 따라서 이러한 파레토 집합 다목적 전역 유전 알고리듬이나 몬테카를로 매개변수 추정의 실험계획에 기반한 반응표면 분석법을 이용하여 매개변수를 추정하는 것이 근본적인 ASM모델보정의 해가 될 수 있다.

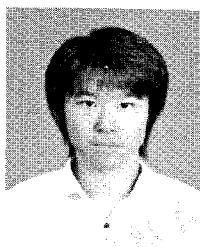
VI. 결론

본 연구에서는 생물학적 폐수처리공정에서 영양물질의 제거 효율을 평가하고 최적의 운전조건을 도출하기 위한 공정 모델링을 실시하였다. 공정 모델링 성능을 최적화하기 위해 시뮬레이션 기법을 수행해서 가중유출수설지수를 제시한 후, 이를 바탕으로 매개변수의 민감도 분석을 하였다. 민감도 분석을 통하여 결과치에 가장 많은 영향을 끼치는 주요 매개변수를 선정하였고, 이 매개변수들에 대하여 보정과정을 거쳐 최적화하였다. 여기서 제시된 방법은 연속회분반응기(SBR), 협기성소화조(ADM) 모델의 effluent quality index와 모델 에러의 가중 최소법과 비선형 다변량 기법에 의한 최적 모델 변수 추정에도 사용될 수 있다. 앞으로 이를 효율적으로 수행하는데 있어 실시간 측정에 의한 공정의 성능을 예측하고 그에 따른 제어를 할 수 있는 모델의 개발이 필요하다. 본 연구실에서는 전세계적으로 많은 연구가 진행되고 있는 기울기 기반 매개변수 최적화의 단점인 지역해 문제를 보완하고 체계적이고 전역해을 보장하는 여러 가지 매개변수에서 유용한 전역 매개변수 최적화방법과 동시에 ASM 모델의 표준화된 보정 프로토콜에 대한 연구를 진행 중에 있다. 이러한 활성오니공정모델의 표준화된 보정 프로토콜은 생물학적 폐수처리장을 위한 동적 모델링, 보정, 그리고 모델기반 최적화의 원천기술로서 활용될 수 있다.

참고문헌

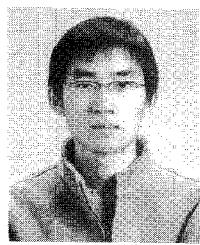
- [1] G. Olsson and B. Newell, *Wastewater Treatment System-Modelling, Diagnosis and Control*, IWA, UK, 1999.
- [2] M. Henze, W. Gujien, T. Mino and M. Loosdvecht, *Activated sludge models ASM1, ASM2, ASM2d, and ASM3*, IWA Scientific and Technical report no.9, IWA, UK, 1999.
- [3] B. Peterson, *Calibration, Identifiability and optimal experimental design of activated sludge models*, Ph.D. thesis, BIOMATH, Ghent Univ., Belgium, 2000
- [4] J. B. Copp, *The COST - Simulation senchmark : description and simulator manual, COST 'Simulation benchmark' Manual*, 2001.
- [5] G. Sin, S. W. H. Van Hulle, D. J. W. De Pauw, A. van Griensven and P. A. Vanrolleghem, "A critical comparison of systematic calibration protocols for activated sludge models : A SWOT analysis," *Water Research*, vol. 39, pp. 2459-2474, 2005.
- [6] P. A. Vanrolleghem, "Systematic calibration protocol for actuated sludge models," BIOMATH report, Ghent Univ., Belgium, 2006.
- [7] J. R. Kim, "Model optimization and model based supervisory local control for activated sludge process," Ph.D. thesis,, Pusan Univ., Korea, 2006.
- [8] I. B. Lee, E.S. Lee, C. B. Jung, K. B. Lee, B.S. Lee and D. I. Shin, *Chemical process optimization*, A-jin, Korea, 1999.

이 원 영



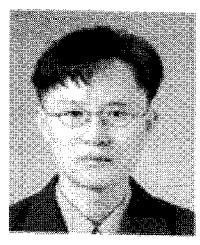
2008년 현재 경희대학교 환경 응용
화학부 환경공학 학사 과정
관심분야는 환경관리 시스템, 환경 모
델링, 환경 최적화.

김 영 황



2005년 경북대학교 화학공학과 학사
2007년 포항공과대학교 화학공학과 석
사, 2008년 현재 포항공과대학교 화학
공학과 박사과정, 관심분야는 CO₂ 저
감 연구, 저탄소 철강 공정 연구, 연료
전지 모델링.

유 창 규



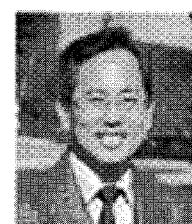
1993년 연세대학교 화학공학과 학사
1995년 포항공대 화학공학과 석사
1998년 두산기술원 전임연구원.
2002년 포항공대 화학공학과 박사
2004년 벨기에 겐트대학교 BIOMATH
학과 Post-doc, 2006년 포항공대 환경
공학부 연구조교수 2006년 - 현재 경희대학교 환경응용화
학대학 교수, 관심분야는 공정제어, 데이터 마이닝, 시스템
즈 생물학(생명정보학), 환경시스템공학, 환경관리시스템,
환경통합관리, 원격 모니터링 및 제어, 환경최적화, 환경정
보학, e-mail: ckyoo@khu.ac.kr

김 민 한



2008년 경희대학교 환경응용 화학부
환경공학 학사, 2008년 현재 경희대학
교 환경응용과학과 석사과정, 관심분
야는 환경 시스템 공학, 환경 모니터
링 및 제어, 환경 모델링, 환경 최적화.

이 인 범



1977년 연세대학교 화학공학과 학사
1979년 KAIST 화학공학과 석사
1982년 한국과학기술연구원 연구원
1987년 Purdue univ. 화학공학과 박사
1988년-현재 포항공대 화학공학과 교
수, 1998년-현재 지능자동화연구센터
소장, 2004년-현재 한국공학한림원 정회원, 관심분야는 공
정제어, 공정 최적화, 공정시스템공학, 공급망관리, CO₂ 저
감 연구, 저탄소 철강 공정 연구.