

# SVM 을 이용한 비선형 화학공정 모델링: pH 중화공정에의 적용 예

## Nonlinear Chemical Plant Modeling using Support Vector Machines: pH Neutralization Process is Targeted

김 동 원\*, 유 아 립, 양 대 룩, 박 귀 태  
(Dongwon Kim, Ahrim Yoo, Dae Ryook Yang, and Gwi-Tae Park)

**Abstract :** This paper is concerned with the modeling and identification of pH neutralization process as nonlinear chemical system. The pH control has been applied to various chemical processes such as wastewater treatment, chemical, and biochemical industries. But the control of the pH is very difficult due to its highly nonlinear nature which is the titration curve with the steepest slope at the neutralization point. We apply SVM which have become an increasingly popular tool for machine learning tasks such as classification, regression or detection to model pH process which has strong nonlinearities. Linear and radial basis function kernels are employed and each result has been compared. So SVM based on kernel method have been found to work well. Simulations have shown that the SVM based on the kernel substitution including linear and radial basis function kernel provides a promising alternative to model strong nonlinearities of the pH neutralization but also to control the system.

**Keywords :** support vector machines, pH neutralization process modeling

### I. 서론

프로세스 모델링은 공정제어와 진단, 그리고 최적화에 있어서 가장 중요한 단계이다. 대부분의 경우, 공정에 대한 정확한 모델을 얻기가 매우 어렵기 때문에 공정데이터를 이용하여 모델을 구축한다.

최근 들어, 일반적인 디지털 컴퓨터를 통하여 해결하기 어려운 문제를 풀기 위해 지능연산 기법이 많이 이용되고 있는데, 퍼지시스템, 뉴럴네트워크, 혹은 유전자 알고리즘을 이용한 기법이 대표적인 지능연산 기법이다. 이와 같은 경향으로 공정데이터를 이용하여 퍼지시스템과 뉴럴네트워크 등이 화학공정의 모델링에 응용되고 있다[1-4]. 화학공정중 특히 산염기 (pH) 중화공정은 중화점 근처에서 비선형성이 매우 강하고, 시간에 따라 그 성격이 심하게 변한다. 또한 완충용액이 조업시 첨가되면 그 농도에 따라 공정의 동특성이 큰 변화를 보인다[2,3]. 이러한 이유로 pH 중화공정은 오랫동안 비선형 화학공정에 대한 벤치마크로 널리 사용되어 왔다. pH 중화공정을 제어하고 조정하는 문제는 하수처리, 생물공학, 화학공정 등을 포함하여 매우 다양하고 실질적인 응용분야에서 찾을 수 있으며, 위에서 언급한 고유한 특성으로 인하여 pH 중화공정을 제어하는데 많은 어려움 따른다. 따라서 많은 제어기법이 적용되는데, 대표적인 것으로 일반적인 PID 제어기, 적응 제어기, 다양한 모델기반 적응제어 및 퍼지, 뉴럴네트워크 와 같은 지능제어기를 예로 들 수 있다[5]. 이렇게 다양한 pH 제어기법에서 효율적인 제어성능을 구현하기 위해 우수한 성능을 가진 지능연산 기법의 연구는 필수 불가결한 요소이다. 일반적으로 pH 중화공정을 위한 지능연산 기

법은 pH공정의 근본적인 특성을 잘 반영하여야 하며, 구조적으로 단순하며 쉽게 사용할 수 있어야 한다. 또한 실제 환경에서 측정된 공정데이터를 이용하여 모델이 구성되어야 한다. 효율적인 방법으로, Vapnik 이 제안한 SVM (Support Vector Machine)[6,7]이 있다. SVM은 커널함수를 이용한 패턴분류기로 잘 알려져 있으며, 얼굴인식, 문자인식, 시계열 예측문제 등 다양한 응용분야에서 우수한 성능을 보이며 효율적으로 적용되고 있다[8]. 일반적인 학습모델보다 더 우수한 성능을 제공하며 강력한 도구로 소개되고 있다.

본 논문에서는 새로운 지능연산 기법인 SVM을 이용하여 pH 중화공정의 모델링과 동정에 관하여 다루며, 목적은 다음과 같이 2가지로 구분 할 수 있다.

- 1) pH 중화공정을 위해 새로운 지능연산 기법인 SVM을 이용하여 모델링을 하고, pH 공정의 여러 가지 특성을 해석하여 다양한 방법으로 pH 중화공정을 이해.
- 2) pH 중화공정과 같은 복잡하고 비선형성이 강한 화학공정을 이용하여 새로운 지능연산 기법의 적응성과 효율성을 검증.

### II. pH 중화공정

본 장에서는 pH 중화공정을 해석하고 이의 특성을 이해하는 것에 초점을 맞춘다. 일반적으로, CSTR (Continuously Stirred Tank Reactor)[5]에 설치된 pH 중화공정의 실험장치는 그림 1 과 같다. 이 공정은 25°C 상에서 이온이 완전 해리되고, 용액이 완전혼합 된다는 가정을 갖고 조업되며, 펌프나 센서의 동특성은 무시된다고 가정하였다. 공급물로 강산 (HNO<sub>3</sub>) 과 약산 (HAC) 을 사용할 수 있으며, 완충용액으로 NaHCO<sub>3</sub>의 약산을 사용하였다. 또한 적정용액으로 강염기인 NaOH를 사용하였다.

pH 중화공정에서 반응불변량을 가진 일반적인 수학적 모델을 살펴보면 다음과 같다. 그림 1에서 pH 중화공정은 공급

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2006. 8. 30., 채택확정 : 2006. 10. 10.

김동원, 박귀태 : 고려대학교 공과대학 전기공학부

(upground@korea.ac.kr/gtpark@korea.ac.kr)

유아림, 양대륙 : 고려대학교 공과대학 화학생명공학과

(aryoo@prosys.korea.ac.kr/dryang@korea.ac.kr)

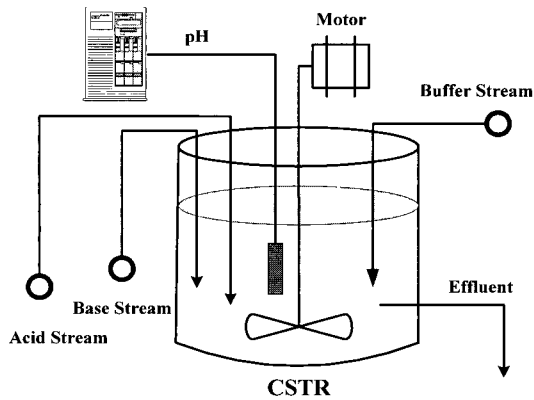


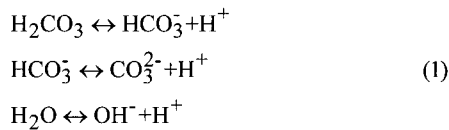
그림 1. CSTR에 설치된 pH 중화공정 장치.  
Fig. 1. CSTR for pH neutralization process.

표 1. pH 중화공정의 조업조건과 초기값.

Table 1. Initial condition and values for pH neutralization process.

Symbol & Values			
$V$	2500 ml	$q_3$	6.5[ml/s]
$K_{a1}$	$4.47 \cdot 10^{-7}$	$pH_4$	7.00
$K_{a2}$	$5.62 \cdot 10^{-11}$	$W_{a1}$	$3.00 \cdot 10^{-3}$ [M]
$[q_1]$	0.003[M] HNO <sub>3</sub>	$W_{b1}$	$5.00 \cdot 10^{-5}$ [M]
	$5.0 \cdot 10^{-5}$ [M] H <sub>2</sub> CO <sub>3</sub>	$W_{a2}$	-0.01[M]
$[q_2]$	0.01[M] NaHCO <sub>3</sub>	$W_{b2}$	0.01[M]
$[q_3]$	0.003[M] NaOH	$W_{a3}$	$-3.05 \cdot 10^{-3}$ [M]
	$5.0 \cdot 10^{-5}$ [M] NaHCO <sub>3</sub>	$W_{b3}$	$5.00 \cdot 10^{-5}$ [M]
$q_1$	9.0[ml/s]	$W_{a4}$	$-4.01 \cdot 10^{-4}$ [M]
$q_2$	0.6[ml/s]	$W_{b4}$	$5.07 \cdot 10^{-4}$ [M]

물 (acid stream:  $q_1$ ), 완충용액 (buffer stream:  $q_2$ ), 적정용액 (base stream:  $q_3$ )로 각각 이루어져 있다. 또한 CSTR 반응기에서 강산과 약산이 완전히 이온화 되었기 때문에 화학반응은 평형상태라고 가정한다. 화학반응은 다음과 같은 상태로 발생한다.



위와 같은 반응의 평형상수는,

$$\begin{aligned}
 K_{a1} &= \frac{[HCO_3^-][H^+]}{[H_2CO_3]} \\
 K_{a2} &= \frac{[CO_3^{2-}][H^+]}{[HCO_3^-]} \\
 K_w &= [H^+][OH^-]
 \end{aligned} \tag{2}$$

화학평형은 반응불변량의 개념을 이용하여 모델링 될 수 있으며, 2개의 반응불변량은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 W_{ai} &= [H^+]_i - [OH^-]_i - [HCO_3^-]_i - 2[CO_3^{2-}]_i \\
 W_{bi} &= [H_2CO_3]_i + [HCO_3^-]_i + [CO_3^{2-}]_i, \quad i=1 \sim 4.
 \end{aligned} \tag{3}$$

여기서,  $i$ 는 각각의 반응물을 나타내기 위한 것으로 표 1에서 조건과 초기값을 나타내었다.

반응불변량  $W_a$ 는 전하와 관련된 값이고,  $W_b$ 는 탄소이온과 관련된 값이다.

수소이온과 반응불변량 사이의 관계는 (2)와 (3)을 이용하여 아래와 같이 다시 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 W_{bi} &\frac{K_{a1}/[H^+] + 2K_{a1}K_{a2}/[H^+]^2}{1 + K_{a1}/[H^+] + K_{a1}K_{a2}/[H^+]^2} + \\
 W_{ai} + \frac{K_w}{[H^+]} - [H^+] &= 0
 \end{aligned} \tag{4}$$

실제로, pH 값은 수소이온이 아니라 이온의 움직임과 관련 되어 정의된다. 그러나 반응은 수용액에서 순간적으로 평형에 도달하고, 반응속도가 무한대의 값을 가지므로 이온의 움직임은 이온의 농도와 동일하다고 가정한다. 그러므로, pH의 값은 만약  $W_a$  와  $W_b$  를 안다면, 위에서 표현된 식들과 다음의 관계식에 의해 정의 될 수 있다.

$$pH = -\log([H^+]) \tag{5}$$

pH 중화공정을 위한 동적모델은 (6)과 같은 평형상태에서 도출 할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 V \frac{dW_{a4}}{dt} &= q_1(W_{a1} - W_{a4}) + q_2(W_{a2} - W_{a4}) + q_3(W_{a3} - W_{a4}) \\
 V \frac{dW_{b4}}{dt} &= q_1(W_{b1} - W_{b4}) + q_2(W_{b2} - W_{b4}) + q_3(W_{b3} - W_{b4})
 \end{aligned} \tag{6}$$

(6)에서 동적모델을 단순화하여 상태방정식을 구성하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 \dot{x} &= f(x,t) + g(x,t)u + F\theta \\
 c(x,y) &= 0
 \end{aligned} \tag{7}$$

여기서,

$$f(x,t) = \frac{1}{V} \begin{bmatrix} q_2(W_{a2} - x_1) - q_1x_1 \\ q_1(W_{b1} - x_2) - q_2x_2 \end{bmatrix}, \quad g(x,t) = \frac{1}{V} \begin{bmatrix} W_{a3} - x_1 \\ W_{b3} - x_2 \end{bmatrix} \tag{8}$$

$$F = \frac{1}{V} \begin{bmatrix} q_1 & 0 \\ 0 & q_2 \end{bmatrix}, \quad \theta = \begin{bmatrix} W_{a1} \\ W_{b2} \end{bmatrix}, \quad x = [W_{a4} \ W_{b4}]^T \tag{9}$$

$$u = q_3, \quad y = pH_4, \quad pH_1 = -\log K_{a1}, \quad pH_2 = -\log K_{a2} \tag{10}$$

$$c(x,y) = x_1 + 10^{y-14} - 10^{-y} + x_2 \frac{1 + 2 \times 10^{y-pK_2}}{1 + 10^{pK_1-y} + 10^{y-pK_2}} \tag{11}$$

표 1에서 나타난 조업조건과 (4)를 기반으로 하면, pH의 값을 계산할 수 있다. pH 중화공정의 특성을 파악하기 위해 중

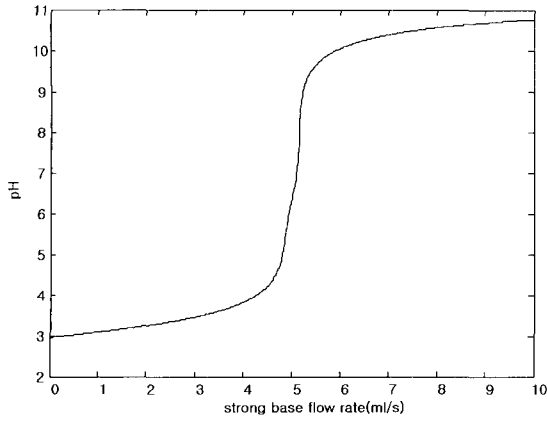


그림 2. pH 중화적정 곡선.  
Fig. 2. pH neutralization curve.

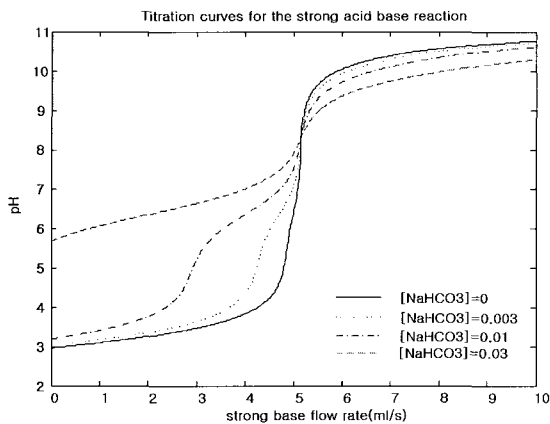


그림 3. 완충용액에 따른 pH 중화적정 곡선의 변화.  
Fig. 3. pH neutralization curves according to buffer stream.

화적정 곡선을 그림 2에서 나타내었으며, 이때, 서로 다른 완충용액을 사용했을 때 중화적정 곡선이 어떻게 변화하는 지를 그림 3에서 확인 할 수 있다.

III. 서포트 벡터 머신: SVM

본 장에서는 앞 장에서 해석한 pH 중화공정을 새로운 지능연산 기법인 SVM을 이용하여 모델링하고 이의 결과를 비교 분석하는 것에 중점을 둔다. 기존의 다른 방법과 비교함으로써 SVM을 이용한 모델링 결과가 상대적으로 우수함을 확인할 수 있으며, 이를 통하여 복잡하고 비선형성이 강한 화학공정에 효율적으로 적용될 수 있음을 확인할 수 있다.

SVM은 범주문제를 해결하기 위한 최적의 분리 경계면을 제공한다. 두 개의 범주로 구성된 N개의 객체가 p차원 공간에 위치하는데 하나의 분리 경계면으로 구분되는 경우를 고려하여 설명하면 다음과 같다. 학습데이터  $x_i (i=1,2,...,N)$ 가 주어졌을 때,  $x_i$ 는 두 범주 중 하나에 속하며  $y_i$ 는 해당범주에 포함되는 것을 표시하기 위해  $y_i \in \{-1,1\}$ 로 나타낸다. SVM은 각 범주를 구분하는 최적의 분리 경계면을 찾기 위해 분리 경계면과 가장 인접한 점 (Support Vector: SV)의 거리를 최대화 한다. 최적의 선형 분리 경계면을 초월평면 (hyperplane)이라 하고  $H : y = w' \cdot x + b$ 로 나타낼 수 있다. 만약 데이

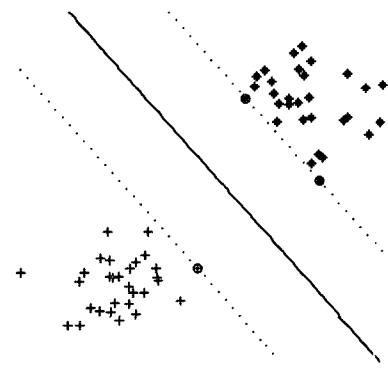


그림 4. 두 범주를 구분하는 초월평면과 SV.  
Fig. 4. Hyperplane separating two classes and support vector.

터가 분리 가능하고, 적절한 초월평면을 찾았다면 데이터는 적절한 범주로 분류되고 오분류를 피할 수 있다. 그림 4에서는 두 범주를 잘 구분하고 있는 초월평면과 경계면과 가장 인접한 점인 SV를 원으로 나타내고 있다.

그림 4에서 보듯이 SVM은 SV와 초월평면 사이의 거리를 최대로 하는 분리 경계면을 찾는 문제로 해석할 수 있다. 즉

$$Max \frac{2}{w'w} \tag{12}$$

여기서,

$$\begin{aligned} w' \cdot x_i + b &\geq 1, \quad y_i = 1 \\ w' \cdot x_i + b &\leq -1, \quad y_i = -1 \end{aligned} \tag{13}$$

(13)은 다음과 같이 된다.

$$y_i(w' \cdot x_i + b) \geq 1$$

따라서 (12)는 다음과 같이 표현된다.

$$Min \frac{w'w}{2} \tag{14}$$

여기서,

$$y_i(w' \cdot x_i + b) \geq 1 \tag{15}$$

라그랑지 계수( $\alpha_i$ )를 이용하여 라그랑지 함수를 유도하면 다음과 같은 최적화 문제가 되며, 울프의 이론 [9]을 통하여 초월평면의 계수 b와 w를 유도할 수 있다. 또한 쌍대 라그랑지 함수는 (17)와 같다.

$$Min L_p = \frac{w'w}{2} - \sum_{i=1}^N \alpha_i [y_i(w' \cdot x_i + b) - 1] \tag{16}$$

$$\alpha_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, N$$

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x'_i \cdot x_j) \tag{17}$$

$$\alpha_i \geq 0, \quad \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0$$

여기서,  $x_i$  는  $p$ 차원에서 고차원의  $m$  차원으로 맵핑되어 새로운 특징공간으로 변환될 수 있으며, (18)과 같이 나타낼 수 있다.

$$x_i \cdot x_j \rightarrow \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) \quad (18)$$

여기서, (18)은  $K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j)$  이며 커널 함수로 정의한다. 커널 함수는 입력공간에서의 데이터를 새로운 고차원의 특징공간으로 비선형 맵핑하는 것으로 다음과 같은 3가지 형태가 널리 사용된다.

- 선형 커널함수:  $K(x, y) = x^T y$
- 다항식 커널함수:  $K(x, y) = (xy + 1)^d$
- 가우시안 RBF 커널 함수:  $K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\delta^2}\right)$

여기서,  $d$  와  $\delta$  는 각각 다항식의 차수와 RBF 커널의 폭을 의미한다. 또한 SVM은 계수  $\alpha_i$  에 대하여 상위 한계값  $C$  를 설정함으로써 일반화 될 수 있다. 본 논문에서는 특정한 학습을 수행하지 않고, 경험적으로 한계값  $C$  와 RBF의 폭을 각각 1000과 2로 설정했다[10].

#### IV. 시뮬레이션 및 결과고찰

위에서 보인 3가지 커널함수중 우리는 선형함수와 가우시안 RBF 커널함수를 이용하여 SVM모델을 구성하고 이의 결과를 얻었다. 새로운 모델인 SVM의 성능비교를 위해 이전 연구결과인 [1,4]에서 응용된 공정에 SVM을 적용했으며 동일한 입출력 데이터를 이용하여 이의 결과를 해석하였다. 시스템의 입출력 데이터 정의 하기 위해 CSTR에서 pH공정의 주요특성을 설명하는 동적방정식을 간단히 살펴본다. 구체적인 데이터 축출은 [1,4]에서 상세히 살펴볼 수 있다.

전체크기가  $v(t)$ 인 Tank안으로  $F_a, F_b$ 가 흘러 들어간다.  $F_a$ 는 농도가  $C_1$ 인 산의 흐름율이고,  $F_b$ 는 농도가  $C_2$ 인 염기의 흐름율이다. CSTR의 동적 방정식은 다음과 같다.

$$V \frac{dw_a}{dt} = F_a C_a - (F_a + F_b) w_a \quad (19)$$

$$V \frac{dw_b}{dt} = F_b C_b - (F_a + F_b) w_b$$

(19)는 입력의 흐름율  $F_a, F_b$ 에 의하여 시간에 따른  $w_a, w_b$ 의 농도변화를 보여준다. 출력으로 pH를 얻기 위해,  $w_a, w_b$  그리고 pH값 사이의 관계를 알아야 한다. 이 관계는 적정곡선 혹은 특성곡선으로 알려진 비선형 대수방정식에 의하여 묘사된다. 반응메카니즘은 다음과 같다.



전기적 중성조건에 따라 이온의 전하합은 용액 내에서 0이 되어야한다.

$$[Na^+] + [H^+] = [OH^-] + [AC^-] \quad (21)$$

$[X]$ ; X 이온의 농도

물과 아세트산의 평형관계는 다음과 같다.

$$K_a = \frac{[AC^-][H^+]}{[HAC]} \quad (22a)$$

$$K_w = [H^+][OH^-] \quad (22b)$$

$w_a = [HAC] + [AC^-]$ ,  $w_b = [Na^+]$ 을  $K_a, K_w$ 에 대하여 대입하고 정리하면 다음과 같다.

$$[H^+]^3 + [H^+]^2 \{K_a + w_b\} + [H^+] \{K_a(w_b - w_a) - K_w\} - K_a K_w = 0 \quad (23)$$

여기서 수소이온 농도의 식인  $pH = -\log_{10}[H^+]$ 을 이용하면, (23)은 다음과 같이 (24)가 된다.

$$w_b + 10^{-pH} - 10^{-pH-14} - \frac{w_a}{1 + 10^{pK_a - pH}} = 0 \quad (24)$$

여기서,  $pK_a = -\log_{10} K_a$

$w_a, w_b$  그리고 pH사이의 관계는 (24)에 의하여 정의된다. 산의 흐름율  $F_a$ 를 81(l/min)로 고정하고 변화되는 염기의 흐름율  $F_b$ 와 pH값을 입력변수와 출력변수로 정의하였다. (25)로 얻어진  $F_b$ 를 (26)과 같은 뉴턴-랩슨 방법을 이용하여 구한 출력값 pH로 데이터 쌍을 구성하고 이를 입출력 데이터로 사용하였다.

$$F_b = 515 + 51.5 \sin(2\pi t / 25), \quad t \leq 150$$

$$F_b = 515 + 25.75 \sin(2\pi t / 25) + 25.75 \sin(2\pi t / 10), \quad t > 150 \quad (25)$$

$$pH_{i+1} = pH_i - \frac{f(pH_i)}{f'(pH_i)} \quad (26)$$

입력데이터는 공정의 과거입력과 출력값으로 구성된다. 논문에서 사용된 입력변수의 형태는 아래와 같으며, 500개의 입출력 데이터 쌍이 사용되었다.

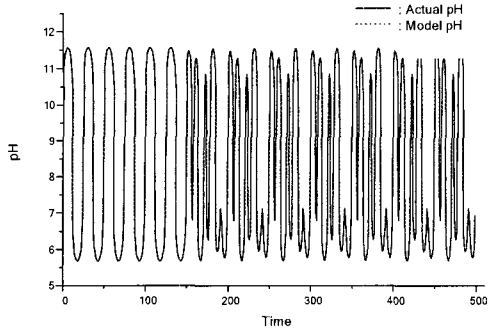
6 입력변수 [입력: 출력]  
 $\rightarrow [F_b(t-3), F_b(t-2), F_b(t-1), Y_{pH}(t-3), Y_{pH}(t-2), Y_{pH}(t-1): Y_{pH}(t)]$

4 입력변수 [입력: 출력]  
 $\rightarrow [F_b(t-2), F_b(t-1), Y_{pH}(t-2), Y_{pH}(t-1): Y_{pH}(t)]$

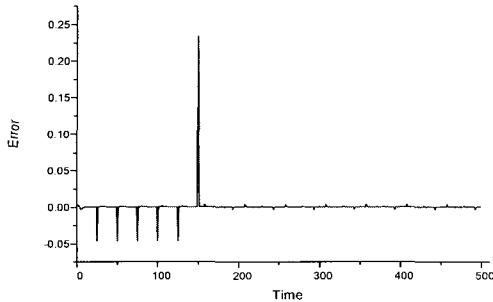
모델링 결과는 입력변수의 수에 따라 각각 달라지는데, 일반적으로 4개의 입력변수를 사용했을 때 보다는 6개의 입력변수를 사용했을 때 더욱 우수한 결과를 얻었다. 각각의 결과는 표 2에서 나타내었으며, 이 값들을 비교 할 수 있다. 모

표 2. pH 중화공정을 위한 커널함수와 각각의 정밀도.  
 Table 2. Kernel functions and corresponding accuracy of pH neutralization process.

kernel type	No. inputs	MSE
linear	4	0.925
	6	0.865
RBF	4	0.0001
	6	0.0001



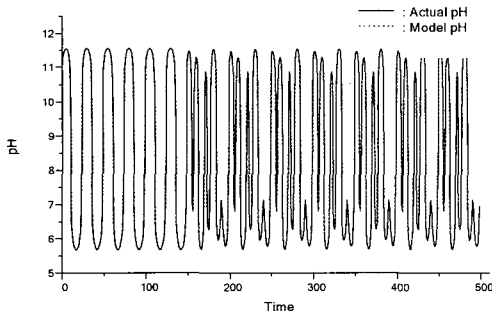
(a) Actual data and model data



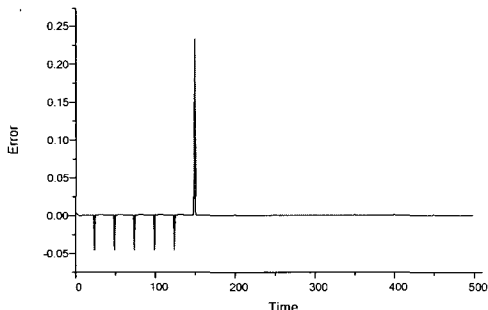
(b) Errors between actual and model data

그림 5. 실제 데이터와 모델출력값 비교 및 에러값: 4 입력변수 사용됨.

Fig. 5. Actual data vs. model output and their errors: 4 inputs are used.



(a) Actual data and model data



(b) Errors between actual and model data

그림 6. 실제 데이터와 모델출력값 비교 및 에러값: 6 입력변수 사용됨.

Fig. 6. Actual data vs. model output and their errors: 6 inputs are used.

표 3. 이전 연구결과와의 성능비교

Table 3. Performance comparison of various identification models.

Model	PI (mse)
USOCPN [1]	0.230
SSOCPN [1]	0.012
GA based PNN [4]	0.0008
SVM	0.0001

델의 정밀도는 평균제곱오차인 MSE (Mean Squared Error) 값으로 표현하였다. 표에서 보듯이 가우시안 RBF 커널함수를 사용했을 때 가장 우수한 정밀도를 보인 반면, 선형함수는 그렇지 못했다.

그림 5는 RBF 커널을 이용한 SVM의 모델링 결과로 4개의 입력변수를 사용했다. 실제 공정데이터와 모델데이터와의 출력값을 비교한 것이다. 복잡한 pH 공정데이터를 전반적으로 잘 추정함을 알 수 있지만, 몇몇 데이터와는 다소 큰 에러를 보인다.

그림 6은 6개의 입력변수를 사용하고, RBF 커널을 이용했을 때 SVM의 모델링 결과로, 실제 공정데이터와 모델데이터와의 출력값을 비교한 것이다. 그림 5의 결과와 유사한 특성을 보이며, 전반적으로 잘 추정함을 알 수 있다. 여기서도 마찬가지로 몇몇 데이터에 대한 에러가 다른 것에 비해 다소 차이가 크다는 것을 알 수 있다.

표 3에서는 이전 연구결과와의 성능을 비교한 것으로, USOCPN은 Counter-Propagation Network (CPN)에 기반을 둔 Unsupervised Self-Organizing CPN 모델이며 31개의 규칙을 생성하고 이를 이용하여 0.230을 얻었고, SSOCPN은 Supervised Self-Organizing CPN 알고리즘으로 34개의 규칙을 생성하여 0.012를 얻었다. GA based PNN은 유전자 알고리즘 기반 다항식 뉴럴네트워크 알고리즘으로 네트워크를 3층까지 생성하여 시뮬레이션 한 결과는 0.0008이다.

V. 결론

본 논문에서는 pH 중화공정 모델링에 새로운 지능연산 기법인 SVM을 이용하였다. 화학공정중 pH 중화공정은 중화점 근처에서 비선형성이 매우 강하고 시간에 따라 성격이 심하게 변화되므로 특성을 파악하고 효율적으로 제어하는데 많은 어려움이 따른다. 따라서 효율적인 제어성능을 구현하고 우수한 모델링 성능을 가진 지능연산 기법의 연구는 필수 불가결한 요소가 된다. 이와 같은 연구의 일환으로 구조적으로 복잡하지 않고 쉽게 사용할 수 있는 SVM을 적용하여 pH 중화공정을 모델링하였으며, 이의 특성을 분석하고 이해하였다. 선형커널과 RBF 커널을 이용하여 SVM의 성능을 다양하게 해석하였으며, 분석된 정밀도는 기존의 연구결과와 비교하여 상대적인 우수함을 보였다.

참고문헌

[1] J. Nie, A. Loh, and C. Hang, "Modeling pH neutralization processes using fuzzy-neural approaches," *Fuzzy sets and systems*, vol. 78, pp. 5-22, 1996.  
 [2] A. Yoo, *Experimental Parameter Identification and Control of pH Neutralization Process Based on an Extended Kalman Filter*,

Master's thesis, Department of Chemical Engineering, Korea University, 2002.

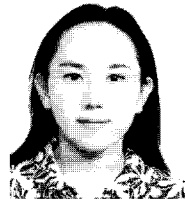
[3] 김동규, 이광순, 양대륙, "최신 제어에의 기술 동향 고찰: Simulation-based dynamic programming," 제어·자동화·시스템공학회지, vol. 10, no. 1, pp. 59-66, 2004.  
 [4] 김동원, 박귀태, "다항식 뉴럴 네트워크의 최적화: 진화론적 방법," 대한전기학회 논문지, vol. 52, no. 7, pp. 424-433, 2003.  
 [5] T. J. McAvoy, E. Hsu, and S. Lowenthal, "Dynamics of pH in controlled stirred tank reactor," *Ind. Engrg. Chem. Process Des. Develop.* 11, pp. 68-70, 1972.

[6] V. Vapnik, *The Nature of Statistical Learning Theory*, John Wiley, New York, 1995.  
 [7] S. Gunn, "Support vector machines for classification and regression," *ISIS technical report, Image Speech & Intelligent Systems Group University of Southampton*, 1998.  
 [8] K. Kim, "Financial time series forecasting using support vector machines," *Neurocomputing*, vol. 55, pp. 307-319, 2003.  
 [9] P. Wolfe, A duality theorem for non-linear programming, *Quart. Appl. Math.* 19, 1961.  
 [10] W. Wang and Z. Xu, "A heuristic training for support vector regression," *Neurocomputing*, vol. 61, pp. 259-275, 2004.



**김 동 원**

1974년 3월 15일생. 2002년~현재 고려대학교 전기공학과 박사수료. 관심분야는 지능연산기법을 응용한 화학공정 모델링, 소프트 컴퓨팅기반 진화된 뉴로 퍼지 시스템, 지능제어 및 휴머노이드 로봇시스템.



**유 아 립**

2002년~현재 고려대학교 공과대학 화공생명공학과 박사수료. 관심분야는 지능연산기법을 응용한 화학공정 모델링.



**양 대 륙**

1958년 9월 4일생. 1981년 서울대학교 화학공학과 졸업(학사). 1982년 KAIST 화학공학과 졸업(석사). 1983년~1986년 KIST Process Dev. Lab 연구원. 1990년 미국 Univ. of California, Santa Barbara 화학공학과 졸업(공학박사). 1992년~1994년

포항공대 공과대학 화학공학과 조교수. 1994년~현재 고려대학교 공과대학 화공생명공학과 교수.



**박 귀 태**

1947년 10월 25일생. 1981년~현재 고려대학교 전기공학과 교수. 2006년~현재(사) IBS KOREA 고문. 관심분야는 진화된 퍼지 및 신경망, 지능연산기법을 응용한 공정 모델링, 지능제어, 인텔리전트 빌딩시스템 및 정보통신.