

반복학습을 이용한 회분식 반응기의 제어

◦ 조문기 방성호 조진원 이광순
서강대학교 이공대학 화학공학과

Control of a Batch Reactor Using
Iterative Learning

◦ Moon Gi Cho Sung Ho Bang Jin Won Cho Kwang Soon Lee
Dept. of Chem. Eng. Sogang University

ABSTRACT

The iterative learning operation has been utilized in the temperature control of a batch reactor. A generic form of feedback-assisted first-order learning control scheme was constructed and then various design and operation modes were derived through convergence and robustness analysis in the frequency domain. The proposed learning control scheme was then implemented on a bench scale batch reactor with the heat of reaction simulated by an electric heater. The results show a great improvement in the performance of control as the number of batch operations progressed.

1 서론

회분식반응기는 화학, 식품, 제약 등 여러 제조분야에서 매우 중요한 단위공정으로 그 위치를 점하고 있다. 특히 각종 산업의 기초소재인 고분자물질의 상당부분이 회분식반응기를 이용하여 생산되고 있으며 고가의 소량 다품종 생산을 추구하는 최근의 화학 관련산업에서도 그 중요성이 점점증하는 추세이다. 이와같은 이점에도 불구하고 회분식반응기는 극심한 비선형성, 넓은운전 조건으로 인한 비 정상상태 등과 같은 특성 때문에 on-line 제어계를 구축하기 어렵고, 최근 활발하게 연구되어 지고 있는 적응제어나 비선형 제어방법들도 모델링의 어려움 때문에 넓게 적용되지 못하는 실정이다.

학습제어는 일정한 경로를 따라 반복작업을 행하는 Robot manipulator 의 학습을 위해 개발된 방법이다. 본 연구에서는 회분식반응기가 매 배치마다 같은 패턴의 운전을 반복한다는 점에 착안하여 학습제어방법의 개념을 도입하고 이것을 화학반응기의 운전상황에 맞도록 수정, 보완하여 회분식반응기의 온도제어계를 구성하고자 한다.

2 이 론

초보자는 경험을 통하여 학습하며 학습의 결과는 초보자를 전문가로 전환 시킨다. 학습제어 (Learning control,

Iterative learning control, 혹은 Bettering operation) 는 반복되는 작업 후에 그로부터 얻은 과거의 정보를 통하여 전작업보다 향상된 성능을 얻도록 하는 제어방법이다. 학습제어에 관한 연구는 Uchiyama에 의해 시작되어 adaptive system의 구조와 학습제어 개념을 결합시킨 방법, 3개의 매개변수를 이용한 PID형태의 학습제어기동 최근까지 많은연구가 진행되고 있다.

2.1 피이드 백 제어가 보완된 학습제어

기존의 학습제어방법은 전작업의 기록을 이용하여 다음작업의 추적오차가 줄어들도록 제어입력을 계산한다. 이는 off-line으로 이루어지기 때문에 예기치 못한 외란이 발생하는 화학공정에는 그대로 사용할 수 없으며, 이를 제거하기 위해 피이드 백 제어계를 보완하였다. Figure.1은 학습제어가 포함된 일반적인 Closed loop 시스템을 나타낸 것이다. Figure.1의 제어계를 분석하면 공정입력 u는 식 (1)과 같이 생성되며 피이드 백 제어계는 식 (2)의 인과관계를 만족해야한다.

$$u_k = u_{k-1} + y_d \frac{C}{E} - \frac{D}{F} y_{k-1} \quad (1)$$

$$\deg R \geq \deg S, \deg T \quad (2)$$

그리고 배치가 진행되는 동안에 생성되는 공정출력 y를 식 (3)처럼 가시적으로 나타낼 수 있다.

$$\begin{bmatrix} 1 & \frac{BS}{AR} \end{bmatrix} y_k = \begin{bmatrix} 1 & \frac{BD}{AF} \end{bmatrix} y_{k-1} + \frac{B}{A} \begin{bmatrix} \frac{C}{E} & \frac{T}{R} \end{bmatrix} y_d + \begin{bmatrix} \frac{B}{A} & \frac{\Delta w_k}{A} \\ \Delta d_k & \end{bmatrix}$$

$$\text{where } \Delta w_k = w_k - w_{k-1} \quad (3)$$

$$\Delta d_k = d_k - d_{k-1}$$

2.2 수렴조건과 학습제어의 설계

학습제어의 목적은 배치가 진행됨에 따라 공정출력 y 를 원하는 경로 y_d 에 수렴시키는데 있다. 매 배치마다 초기조건이 일치하고 유사한 형태의 외란이 발생한다고 가정하면 수렴 조건은 식(4)와 (5)로 표시할 수 있다.

$$\left\| \left| 1 - \frac{BD}{AF} / 1 + \frac{BS}{AR} \right| \right\| < 1 \quad (4)$$

$$\frac{S - T}{R} = \frac{C}{E} - \frac{D}{F} \quad (5)$$

$$\text{for } \| y_k - y_d \| \rightarrow 0 \text{ as } k \rightarrow \infty \quad (6)$$

여기서 $\| \cdot \|$ 는 함수공간에서 정의되는 적당한 Norm을 의미한다. 식(5)에서 인과관계를 고려하면 식(7)과 같은 등호가 성립하여야 하며

$$S = T \text{ and } C/E = F/D \quad (7)$$

F/D 가 공정의 역 모델임을 고려할때 실제공정 B/A 로 대신 될 수만 있다면 최고의 수렴속도를 얻을 수 있다. 그러나 공정에 측정모델은 실제 공정과의 차이가 불가피하며 이로 인하여 수렴과 수렴속도에 영향을 미치게 된다. 이를 정성적으로 알아보기 위해 모델오차 Δ 를 정의하고 수렴조건을 재정리하면 식(8)과 같다.

$$\frac{B}{A} = \frac{B'}{A'} \left[1 + \Delta \right] \quad (8)$$

$$\left\| \left| \Delta / 1 + \frac{BS}{AR} \right| \right\| < 1 \text{ 혹은 } \| \Delta \| < \left\| 1 + \frac{BS}{AR} \right\| \quad (9)$$

여기서 Δ : 모델 오차
 B'/A' : 예측 모델

식(9)은 피드백 제어에 포함된 학습제어가 수렴하기 위한 모델오차의 한계가 $\|1+BS/AR\|$ 에 의해 제한되는 사실을 나타내며 주파수에 의한 영향은 Bode plot을 통하여 알 수 있다. Figure.2 에서 볼 수 있듯이 대개 가미된 피드백 제어에는 적분모드를 포함하고 있기 때문에 저 주파수 영역에서 큰 공정이득을 갖게된다. 이런 이유로 저 주파수 영역에서는 off-line으로 제어신호를 계산하는 기존의 학습제어 보다 허용 가능한 모델오차의 영역은 커지며 수렴속도는 빨라지게 되나, 고 주파수 영역에서는 수렴반경이 작아져 모델오차가 매우 작을경우만 수렴이 보장되며 수렴속도 또한 느려지게된다. 이와같은 방법에 의한 제어신호는 다음과 같다.

$$U_k = U_{k-1} + A'/B' [Y_d - Y_{k-1}] + S/R[Y_d - Y_k]$$

학습에 의한 제어신호 Feedback Trimming

(10)

2.3 스피라인 내삽방법 (Cubic spline method)

화학공정에 사용되는 센서(Sensor)들은 주로 전압과 전류를 이용하므로 주변기나 주위환경에 의해 잡음(Noise)이 측정신호에 첨가되는 경우가 많다. 이들 잡음(Noise)들은 거의 고 주파수 신호로 앞서 기술한대로 학습제어의 성능을 저하시킬뿐 아니라 수렴영역을 벗어나게 한다. 본 연구의 대상인 회분식반응기는 열전쌍 (Thermocouple)온도계를 이용하여 반응기의 온도를 on-line으로 측정하기 때문에 고 주파수 잡음(Noise)이 필연적으로 첨가되며 학습제어를 적용하는데 문제를 발생시킨다. 뿐만 아니라, 학습제어의 알고리즘 안에는 미분계산이 행하여 지기 때문에 배치가 진행됨에 따라 공정신호들이 고주파영역으로 전환되는 경향을 갖는다. 이와같은 문제를 해결하기 위해서는 정보의 손실없이 측정된 신호들을 저주파수 신호로 전환이 요구된다.

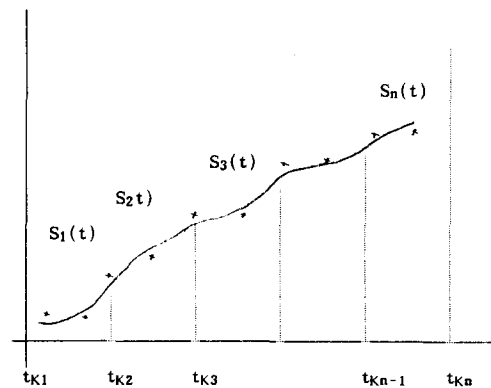


Figure.3 Smoothing with Sectional Cubic Polynomials

Figure.3 은 각 구간별로 실험치를 3차식으로 근사하는 것을 나타내며 근사방법은 최소자승법(Least square fitting)을 이용한다. 이때 구간 $S_{n-1}(t)$ 와 구간 $S_n(t)$ 가 경계점에서 값이 같으며 동시에 1차 도함수가 일치하도록 3차 다항식의 계수를 결정한다. 이를 정리 1에 기술하였다

정리 1

$$S_n(t) = a_1 n t^3 + a_2 n t^2 + a_3 n t + a_4 n$$

$$= [t^3 \ t^2 \ t \ 1] \theta_n$$

$$\min_{\theta_n} J = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \left[\sum_{k=K_n}^{K_{n+1}} (S_n(t_k) - T_k)^2 \right]$$

subject to

- $S_n(t_{K_{n+1}}) = S_{n+1}(t_{K_{n+1}})$
- $\frac{d}{dt} S_n(t_{K_{n+1}}) = \frac{d}{dt} S_{n+1}(t_{K_{n+1}})$

여기서

$S_n(t)$: n번째 구간을 근사한 3차 다항식
 N : 구간의 총수
 K_n : n번째 구간의 시작점까지의 총 데이터 수
 t_{K_n} : n번째 구간의 시작점
 = n-1번째 구간의 마지막 점

2.4 회분식 반응기의 동특성과 전달함수의 모델링

심한 발열반응이 동반되는 회분식반응기에 학습제어를 적용하기 위해서는 합당한 예측모델을 얻어야만 한다. 회분식 반응기의 모델식은 식 (11), (12)로 나타낼 수 있다.

$$\frac{dT}{dt} = \frac{-U_0 A}{\rho C_p V} (T - T_c) - \frac{\Delta H_r k \exp(-E/RT) C_A}{\rho C_p} \quad (11)$$

$$\frac{dC_A}{dt} = -k \exp(-E/RT) C_A, \quad C_A(0) = 5.0 \quad (12)$$

이를 전달함수로 바꾸기 위해서는 공정변수의 정상상태를 정의 해야 하지만 반응이 진행되는 중에는 이를 정의할 수 없고 반응이 종결되었을 때만 가능하다. 즉 $T = T_c = T_{ss}$, $C_A = 0$ 을 중심으로 정상상태를 정의할 수 있으며 식 (13)과 (14)는 반

응이 모두 종결된 후를 중심으로 선형화하여 재 정리한 것이다.

$$\frac{dy}{dt} + a_1 y = a_1 u + a_2 C_A \quad (13)$$

$$\frac{dC_A}{dt} + a_3 C_A = 0 \quad (14)$$

where $y = T - T_{ss}$, $y(0) = 0$
 $u = T_c - T_{css}$
 $C_A(0) = C_{A0}$

여기에 Laplace 변환을 취하면

$$y(s) = \frac{a_1}{s + a_1} u(s) + \frac{a_2 C_{A0}}{(s + a_1)(s + a_3)}$$

$$= G(s) u(s) + G_0(s) \quad (15)$$

가 됨을 볼 수 있다. 즉 회분식반응기의 동특성은 선형 전달 함수와 Impulse function을 입력으로 한 외란의 합으로 표현하는 것이 적당하다. 학습제어는 $G_0(s)$ 를 스스로 상쇄시키는 능력이 있으므로 $G(s)$ 를 아는 것이 필요하다. 식(15)는 u 와 y 의 기록으로 부터 직접 $G(s)$ 를 구하는 것이 불가능함을 보여주고 있다. 그러나 회분식 반응기에서는 매 배치마다 $G_0(s)$ 가 유사한 형태를 갖게되므로 두 set의 운전자료 $\{u_1, y_1\}$, $\{u_2, y_2\}$ 를 가지고 있다면 $u_1 - u_2$, $y_1 - y_2$ 의 변수사이에 $G_0(s)$ 가 상쇄되므로 $G(s)$ 만을 분리하는 것이 가능하다. 본 연구에서는 두 배치 실험한 데이터를 가지고 최소자승법에 의해 $G(s)$ 를 FOPDT(First order plus dead time)의 형태로 구할 수 있었다.

3 회분식반응기의 실험 및 결과고찰

3.1 실험장치 및 조건

실험장치의 구성은 Figure.4와 같이 구성하였다. 반응기의 내부 부피는 3.5 liter 정도 이며 냉각코일과 전열기가 내장 되어있다.모니터링과 요구되는 계산을 위해 실 시간대 Computer 제어 시스템이 구성되었고 반응기의 온도는 냉각수의 유량을 조절하여 제어된다. 실제 고분자 합성 반응기와 유사한 효과를 얻기위해 시정수가 대략 5분인 1차 lag를 소프트웨어

웨어로 첨가 시켰으며 반응열은 다음과 같은 1차 발열 반응식에 근거하여 모사하였다.

$$Q(t) = - \Delta H_r V k \exp(-E/RT) C_A$$

$$\frac{dC_A}{dt} = - k \exp(-E/RT) C_A, \quad C_A(0) = 5.0 \quad (16)$$

Figure. 5는 반응기 온도가 원하는 경로를 잘 추종할 때에 발생하는 반응열의 한 궤적을 예로 보인 것이며 식 (16)에의 계산되었다. 잡음과 미분계산에 근거한 고주파수 신호의 영향을 제거하기 위해 측정된 출력신호 3차 다항식으로 근사하여 다음 배치에 사용될 제어입력 신호를 계산 하였다. 학습제어를 모델은 앞서 기술한 대로 최소 자승법에 의해 얻을 수 있었다. 반응기에 관한 구체적인 값들과 학습제어에 적용된 모델의 파라미터는 표 .1에 자세히 나타내었다.

3.2 실험결과 및 고찰

Figure. 6 과 Figure. 7 은 원하는 경로를 추적하는 회분식반응기의 시스템에 학습제어를 적용하여 얻은 실험결과로서 첫 배치는 PI 제어만에 의한 것이고 그 다음 두 배치는 PI-mode가 가미된 학습제어가 적용 되었다. PI만에 의한 결과는 긴 주기를 가지고 느리게 응답하여 효과적으로 제어되지 못한 사실을 연속된 배치의 결과와 비교함으로써 알 수 있다. 학습제어가 적용된 두 배치의 경우 현저하게 오차가 줄어들음을 볼 수 있다. 이들의 오차 제곱의 합을 구하여 보면 배치순으로 198, 144, 37로 현저히 줄어들음을 알 수 있다. Figure. 8과 Figure. 9는 Set point를 쫓아 가도록 하는 실험이며 추적제어와 유사한 결과를 보인다.

실험결과로부터 주시해야 될 중요한 사실을 배치가 반복됨에 따라 공정출력과 제어입력 모두가 짧은주기로 진동한다는 사실이다. 이는 모델오차와 고 주파수 추적궤도의 영향으로 볼 수 있고 이와같은 현상으로 말미암아 발산할 수도 있다. 발산을 방지하기 위해서는 공정신호들이 고 주파수 신호로 전환되기 전의 제어입력을 근거로 제어하고 학습을 중단 시켜야 한다.

4 결 론

1. 공정의 역 모델이 학습제어에 적용되었을 때 수렴속도는 최대가 된다.
2. 허용가능한 모델오차는 주파수에 따라 변하며, 피이드 백 제어가 가미된 학습제어의 경우 crossover frequency주변에서 최소가 된다.
3. 공정차수의 추정오차는 1차에 한해서 국한되며 그 이상일 때는 수렴이 보장되지 않는다. Dead Time의 추정오차가 생길 경우도 비슷한 경향을 보인다.
4. 학습제어는 비 선형공정에 적용되어 좋은결과가 보여질 가능성이 높다. 그이유는 알고리즘안에 비 선형성으로 나타난 외란을 제거하는 기능이 있기 때문이다.
5. 이론과 그를 통한분석이 실험을 통하여 입증 되었으며 실제 산업공정에 사용되는 회분식반응기에 적용되었을 경우 훌륭한 결과를 기대할 수 있으리라 생각된다.

5. 참 고 문 헌

1. Carbonnel, J.G, Michalski, R.S, and Mitchell, T.M : ' Machine Learning', Springer Verlag, New York, 1984.
2. Herbert Schildt : 'Artificial Intelligence Using C' McGraw-Hill, 1987.
3. Uchiyama M. : 'Formulation of High-Speed Motion Pattern of a Mechanical Arm by Trial', Trans. Society of Instrument and Control Engineers of Japan, 14, (6), p706-712, 1978.
4. Arimoto S., Kawamura S., and Miyazaki F. : 'Bettering operation of robots by learning', Journal of Robotic Systems, 1, (2), p123-140, 1984.
5. Kawamura S., Miyazaki F., & Arimoto S. : 'Realization of Robot Motion Based on a Learning Method', IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, 18, (1), p126-134, 1988.
6. Togai M., Yamano O. : 'Analysis and Design of an Optimal Learning Control Scheme for Industrial Robots: A Discrete System Approach', Proc. of 24th

IEEE Conference on Decision and Control, Ft. Lauderdale, FL., p1399-1404, 1985.

7. Gu, Y., & Loh, N.: 'Learning Control in Robotic Systems', Proc. IEEE International Symposium on Intelligent Control., Philadelphia, p360-364, 1987.
8. Kawamura, S., Miyazaki, F., and Arimoto, S.: 'Application of Learning Method for Dynamic Control of Robot Manipulators', Proc. of 24th IEEE Conference on Decision and Control, Ft. Lauderdale, FL., p1381-1386, 1985.
9. Paola Bondi, Giuseppe Casalino, and Lucia Gambardella: 'On The Iterative Learning Control Theory For Robot Manipulators' IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol.4, No.1, February 1988.
10. Arimoto S.: 'Mathematical Theory of Learning with Application to Robot Control', Proc. of 4th Yale Workshop on Application of Adaptive Systems Theory, p215-220, 1985.
11. Bien Z.N. and Huh K.M.: 'A Second Order Iterative Learning Control Method', KACC, p734-738, 1988.

표 1. 실험조건

* 반응기	
부피 : 3.5 liter	전열기 : 2 Kw max
냉각수 유량 : 1.35 liter/min, max	
Software Lag Block : $1/300(\text{sec})s + 1$	
* 모델의 파라미터	
이산 시간 모델 : $B'/A' = b z^{-d} / (z - a)$	
Zone 1 :	$a = 0.99 \quad b = 5.56 \times 10^{-4} (\text{ml/min } ^\circ\text{C}) \quad d = 7$
Zone 2 :	$a = 0.97 \quad b = 4.17 \times 10^{-4} (\text{ml/min } ^\circ\text{C}) \quad d = 6$
* Feedback 제어기	
FC, TC : PI-mode	
* 반응식의 파라미터	
$\Delta H_r = 1.35 \times 10^8 \text{ (J/kmol)}, k = 4.48 \times 10^7 \text{ (1/sec)}$	
$E/R = 7.50 \times 10^3 \text{ (} ^\circ\text{C)}$	
$C_A(0) = 5.0$	

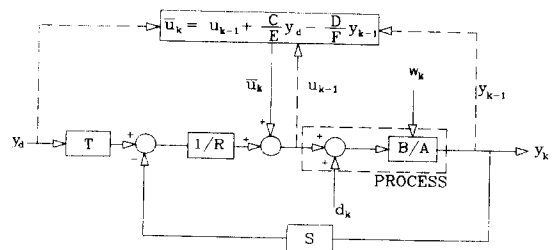


Fig. 1. Block diagram of feedback-assisted first-order learning control loop.

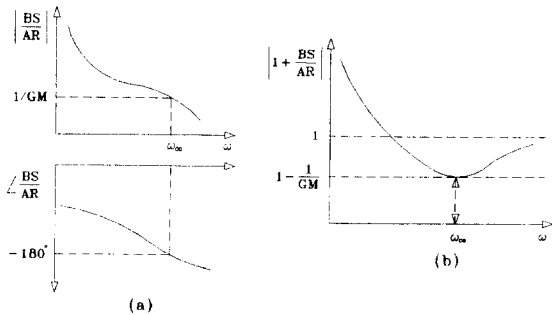


Fig. 2. Bode plot of a typical loop gain (a) and allowable model error bound for convergence (b).

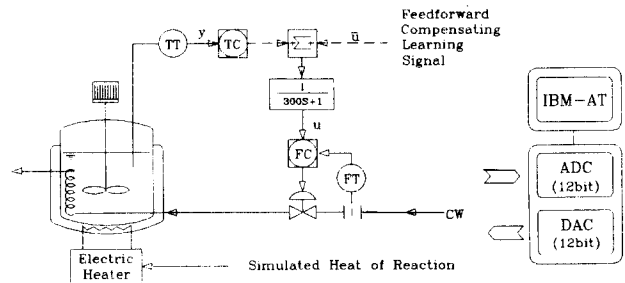


Fig. 4. Schematic diagram of the experimental system.

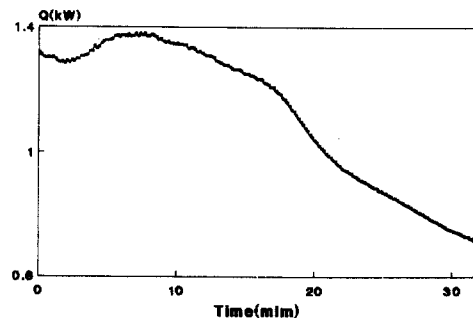


Fig. 5. Typical profile of the heat of reaction.

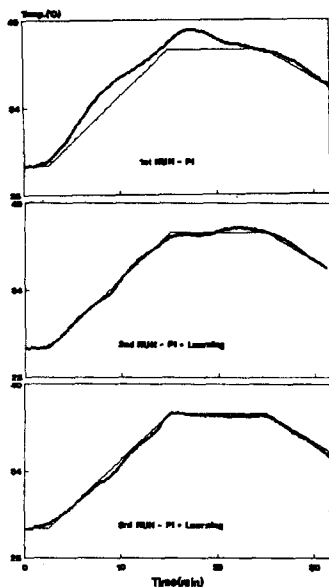


Fig. 6. Results of the learning control of the reactor temperature on trajectory problem. (thin line - reference trajectory, thick line - reactor temperature)

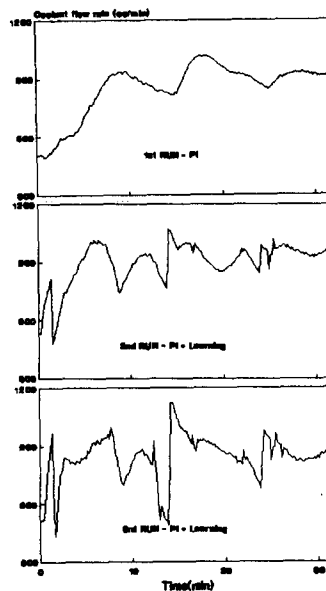


Fig. 7. Coolant flow rate from the learning operations on trajectory problem.

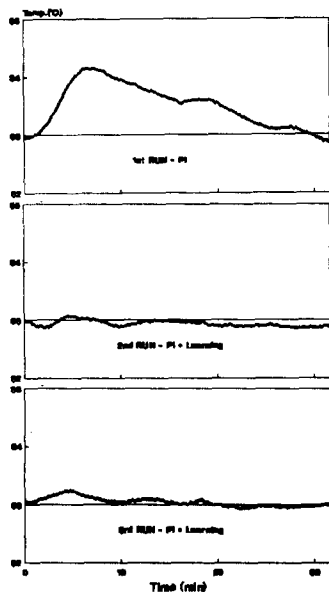


Fig. 8. Results of the learning control of the reactor temperature on regulation problem. (thin line - set point, thick line - reactor temperature)

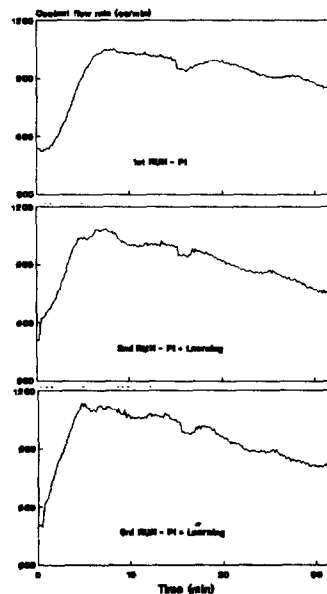


Fig. 9. Coolant flow rate from the learning operations on regulation problem.