

# 빠른 수렴성을 갖는 로봇 학습제어

양원영      홍호선 •  
중앙대학교 전기공학과

## Robot Learning Control with Fast Convergence

Won Young Yang      Ho Sun Hong •

Department of Electrical Engineering, Chung-Ang University

### < A B S T R A C T >

We present an algorithm that uses trajectory following errors to improve a feed-forward command to a robot in the iterative manner. It has been shown that when the manipulator handles an unknown object, the P-type learning algorithm can make the trajectory converge to a desired path and also that the proposed learning control algorithm performs better than the other type learning control algorithm.

A numerical simulation of a three degree of freedom manipulator such as PUMA-560 ROBOT has been performed to illustrate the effectiveness of the proposed learning algorithm.

### 1. 서    본

다축 로봇트 매니플레이터 (MANIPULATOR)의 다이내믹스 (DYNAMICS)는 비선형이며 커플링 (COUPLING)되어 있기 때문에 제어하기에 많은 어려움이 있다. 지금까지 발표된 제어 방법을 크게 세가지로 분류하면 최적 제어, 비선형 제어, 적응 제어로 구분할 수 있다.[9]  
최적 제어와 비선형 제어는 로봇트의 다이내믹스를

알고 있으나 비선형 효과를 무시해서 제어하기 때문에 높은 속도에서는 그런 제어 방법이 적당치 못하다.

적응 제어는 시스템의 다이내믹스를 모르고 순환 최소 자승법으로 온라인 상태에서 기존 모델에 대한 오차 없이 제어 하려고 한다.

위와는 다른 방법으로 매니플레이터가 미리 정해진 궤도에 따라 반복 시행을 거듭하면서 궤도 추적 오차 (TRAJECTORY FOLLOWING ERROR)를 줄여나감으로써 결국에는 우리가 원하는 궤도를 쫓아가게 하는 학습제어 (LEARNING CONTROL)에 대해서 논하고자 한다.

대부분의 산업용 로봇트에서는 간단하며 독립적인 한개의 조인트 (JOINT)에 대한 PID 제어 방법을 적용하는데 참고문헌 [11]에서는 궤도 추적 오차를 줄이기 위해서 더 많은 보상 (COMPENSATION)이 필요하다고 발표하였다. 또한 참고 문헌 [7]에서는 로봇트의 다이내믹스가 정확해야만 즉 모델링 애러가 없어야만 궤도 추적의 수행 동작 (PERFORMANCE)을 향상시킬 수 있다고 발표하였다.

우리가 알고 있는 로봇트의 다이내믹스는 모델링 애러, 미지의 부하, 마찰등 여러 가지를 알 수 없으므로 완전한 모델이 아니다. 그러므로 이러한 것들을 어떻게 고려해서 제어해야 하는가에 대한 문제점이 발생한다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위한 방법으로 학습 제어 알고리즘을 이용하여 외란에

의한 오차를 반복적인 방법으로 보상 하였다.  
 단, 조인트의 위치, 속도, 가속도에 대한 측정  
 잡음과 모터의 다이내믹스를 무시 하였다.

## 2. 학습제어 알고리즘

일반적으로 제안된 PID형 학습제어는 어떤 일정시간  
 [ 0, T ] 동안에 원하는 출력  $Y_d(t)$ 와 비선형동작  
 시스템의 입력 U 가 주어졌을때 반복적 실행 (PRO-  
 CESS) 으로 시스템을 제어하는 것이다. [2]

$$U_{k+1}(t) = U_k(t) + \{ P + D \frac{d}{dt} + I \int dt \} \\ * ( Y_d(t) - Y_k(t) )$$

여기서  $U_k$  = K 번째 시도에서의 입력  
 $Y_k$  = K 번째 시도에서의 출력  
 P, I, D = 일정한 이득 행렬

위와같은 알고리즘을 비선형이며 커플링 된 로봇트  
 매니퓰레이터의 경로 추적 제어 문제에 적용하면  
 입력  $U_k$ 를 토크로,  $Y_d$ 를 원하는 경로 ( desired  
 path )로,  $Y_k$ 를 K번째 시행에서의 조인트 궤도로  
 생각할 수 있다.

그래서 각 시행에서 얻어진 조인트의 궤도와 원하는  
 경로와의 차이를 줄이기 위해 각 시행에서의 오차를  
 메모리하여 다음 시행에서 활용하게 된다.

Arimoto , Kawamura and Miyazaki는 그러한  
 학습제어 방법으로 반복 동작하는 로봇트의 수행  
 동작을 향상 시켰으나 학습 횟수가 많을 경우에는  
 만족할 만한 수행 동작을 얻는데 걸리는 시간이  
 길어지게 된다.

학습제어 알고리즘의 필요성을 알아보면 다음과  
 같다.

참고문헌[16]에서는 조인트의 구동 토크를 얻기  
 위해 로봇트의 비선형 동적 모델을 사용하였고,  
 궤환 제어기의 기준 입력으로 구해진 토크를  
 기준 입력으로 사용하였다. 궤환 이득은 일정하게  
 제한된 궤도 오차를 보장하기 위해 높은 이득을  
 사용 하였고 부하를 보상하기 위한 방법으로  
 피드포워드 ( FEEDFORWARD )제어를 사용 하였다.

참고문헌 [13]에서는 토크와 입력전압간에 선형적  
 관계가 있어야하고 마찰이 없다고 가정 하였으나  
 마찰이 있는 경우에는 위의 가정에 모순이 되므로  
 오차가 크게 발생한다. 그래서 부하와 마찰이 있는  
 경우에는 PID 제어기와 피드포워드 제어기만으로는  
 제어가 어려우므로 학습제어 알고리즘의 필요성을  
 느끼게 한다.

### 2 - 1. 제안한 학습제어 알고리즘

N 자유도를 갖는 로봇트의 다이내믹스와 궤환 루우프  
 를 다음과 같이 생각한다.

$$A(q) \ddot{q} + B(q) [ \dot{q}\dot{q} ] + C(q) [ \dot{q}^2 ] \\ + g(q) = V \quad \dots (2)$$

$$V = U + g(q) + \bar{A}(q_d - \dot{q}) \\ + \bar{B}(\dot{q}_d - \dot{q}) \quad \dots (3)$$

식 (3)을 (2)에 대입하면

$$A(q) \ddot{q} + B(q) [ \dot{q}\dot{q} ] + C(q) [ \dot{q}^2 ] + \bar{A}(q - q_d) \\ + \bar{B}(\dot{q} - \dot{q}_d) = U \quad \dots (4)$$

$A(q)$  ; positive - definite  $n * n$   
 Kinetic energy matrix

$B(q)$  ; positive - definite  
 $n * n (n - 1) / 2$  Coriolis  
 torque matrix

$C(q)$  ; positive - definite  $n * n$   
 Centrifugal torque matrix

$g(q)$  ;  $n * n$  gravity torque matrix

$\bar{A}, \bar{B}$  ; positive - definite diagonal  
 gain matrix

$q, \dot{q}, \ddot{q}$  ; 조인트의 위치, 속도, 가속도

$q_d, \dot{q}_d$  ; 원하는 조인트의 위치, 속도

$V$  ; 입력 전압

Computed - torque 제어 법칙에서는 외란이 없는  
 경우에는 원하는 경로를 쫓아 갈 수 있으나 외란이  
 있는 경우에는 오차가 생긴다. 이런 궤도 추적 오차  
 를 보상하기 위해 학습제어 알고리즘을 생각한다.

식(1)에서 비례요소만 고려하면 다음과 같다.

$$U_{k+1} = U_k + P ( Y_d (t) - Y_k(t) ) \\ = U_k + P ( \dot{q}_d - \dot{q}_k ) \\ = U_k + P * e_k \quad \dots (5)$$

여기서 오차

$$e_k = \dot{q}_d - \dot{q}_k$$

즉, K 번째 시행에서 각 조인트의 속도( $\dot{q}_k$ ) 값을 측정하여 각 조인트의 원하는 속도( $\dot{q}_d$ )와의 차이만큼을 K+1 번째 시행 할 때 비례적으로 보상하고자 한다.

첫번째 시행에서 식(5)는  $U_1 = U_0 + P \cdot e_0$  이다. 이때  $e_0$ 는 0 이 되고 입력( $U_0$ )를 알고있는 로봇의 다이내믹스를 이용하여 구하면 다음과 같다.

$$U_0 = A(q_d)\ddot{q}_d + B(q_d) [\dot{q}_d \dot{q}_d] + C(q_d)[\dot{q}_d^2] + g(q_d) \quad (6)$$

그래서 처음시도때 궤도 추적 오차가 작게 된다는 가정하에  $U_0$ 를 구한 것이다.

두번째 시행에서도 처음 시행에서와 같이 초기 상태를 똑같이 하며 첫번째 시행때의 오차  $e_1$ 과  $U_1$ 을 식(5)에 대입하여 구한  $U_2$  값으로 매니퓰레이터를 시행 하게 한다.

위와같은 방법으로 계속 반복 시행시켜 매니퓰레이터의 궤도가 원하는 경로를 쫓아가게 하는 것이다.

### 3. 시 블 레 이 션

3 자유도를 갖는 PUMA - 560 로봇트 매니퓰레이터의 다이내믹스를 참고문헌 [15] 에서 발췌하였다.

매니퓰레이터의 초기값 :

$$\theta_1, \dot{\theta}_1, \theta_2, \dot{\theta}_2, \theta_3, \dot{\theta}_3 \\ = (0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

각 조인트의 원하는 경로 :

$$\theta_{1d}, \theta_{2d}, \theta_{3d} ; 5/3 * t^3 + 5/2 * t^2 \\ \dot{\theta}_{1d}, \dot{\theta}_{2d}, \dot{\theta}_{3d} ; 5 * t^2 + 5 * t \\ \ddot{\theta}_{1d}, \ddot{\theta}_{2d}, \ddot{\theta}_{3d} ; 10 * t + 5$$

위치 궤환 이득 행렬 :

$$\bar{A} = (90, 90, 90)$$

속도 궤환 이득 행렬 :

$$\bar{B} = (40, 40, 40)$$

학습 제어 궤환 이득 :

$$P = (50, 50, 50)$$

제안한 학습 제어 알고리즘으로, 매니퓰레이터의

다이내믹스를 모른다고 가정하여 처음 시행할 때의 입력 토크 값을 0 으로 하고 반복 시행한 결과와, 다이내믹스를 이용하여 구한 입력 토크 값을 처음 시행 토크 값으로 해서 반복 시행한 결과를 비교하였을때 다이내믹스를 알고 반복 시행한 결과가 매니퓰레이터의 수행 동작을 좋게 나타내었다. 또한, 제안한 비례형 학습 제어 알고리즘을 궤도 추적 오차와의 비례 요소, 미분 요소를 고려한 알고리즘과 비교 하였을 때에도 제안한 알고리즘이 수행동작을 좋게 나타내었다.

그러나, 본 논문에서는 외란이 시간에 따라 변하지 않는다고 가정하여 얻은 결과이므로, 만약에 외란이 시간에 따라 변화하는 경우에는 이와 다른 결과가 나올 수도 있으리라 생각된다.

### 4. 결 론

학습제어 알고리즘은 시스템의 수행 동작에 대한 해석이 어렵고, 안정도를 수학적으로 증명하기는 더욱 어렵다는 결점을 가지고 있다. [1] 그래서 이득을 조정하면서 시뮬레이션의 결과로 안정도와 수행 동작을 판단할 수 밖에 없다. 그러나 제안한 학습제어 알고리즘은 궤도추적오차와의 비례요소만 사용함으로써 다른 학습제어 알고리즘보다 수행동작이 향상되고 간단하기 때문에 산업용 로봇트를 제어하는 데는 비교적 저렴한 가격의 하드웨어 구성으로 이루어 질 수 있을 것으로 기대되어 진다.

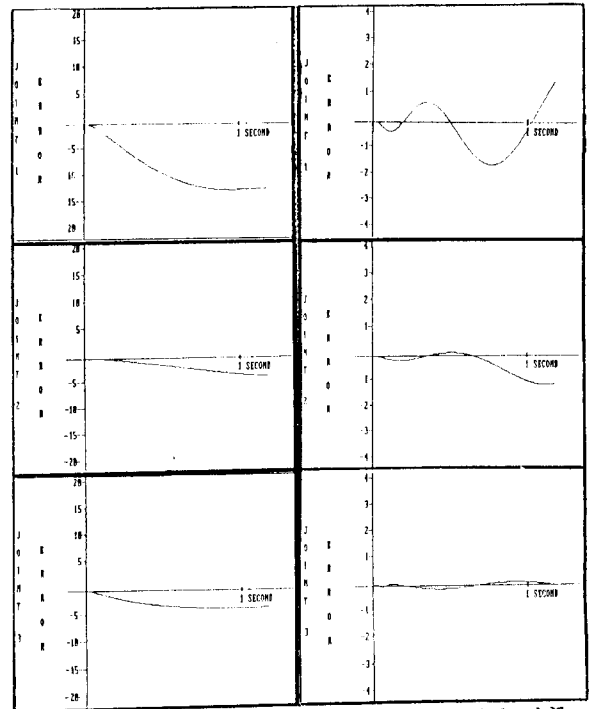
#### \*\*\*\* 참고 문 헌 \*\*\*\*

[1] W. Thomas Miller, Filson H. Glanz and L. Gordon Kraft " Application of a General Learning Algorithm to the Control of Robotic Manipulator ", International Journal of Robot Research, pp 84 - 98, 1987

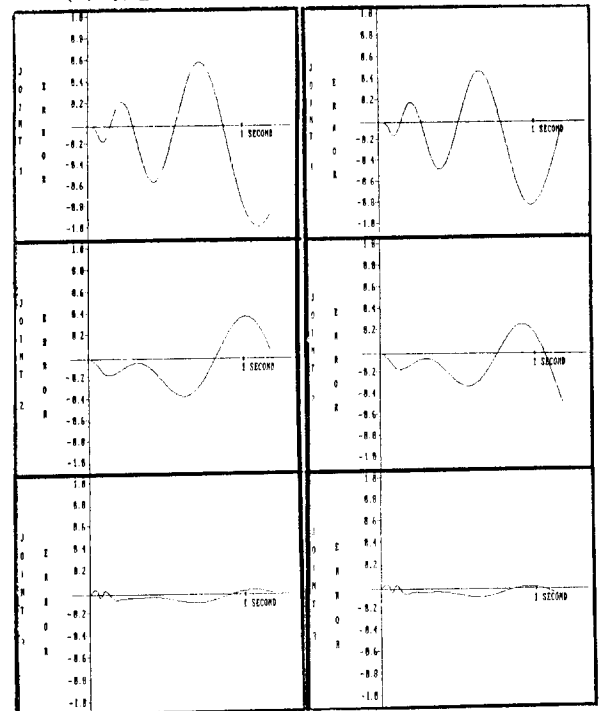
[2] Arimoto S. " Mathematical Theory of Learning with Applications to Robot Control ", Proc. of 4th Yale Workshop on Applications of Adaptive Systems Theory, pp 215 - 220, 1985

[3] C.S.G. Lee and M.J. Chung " An Adaptive Control Strategy for Mechanical Manipulators ", IEEE, 1984

- [4] Masaki Togai and Osamu Yamano " Learning Control and Its Optimality : Analysis and Its Application to Controlling Industrial Robots " , IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation , pp 248 - 253 , 1986
- [5] K.S. Fu , R.C. Gonzalez and C.S. G. Lee " Robotics control , sensing , vision , and intelligence " , Prentice Hall , 1987
- [6] G. Casalino and L. Gambardella " Learning of Movements in Robotic Manipulators " , IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation , pp 572 - 578 , 1986
- [7] Cristopher G. Atkeson and Joseph McIntyre " Robot Trajectory Through Practice " , IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation , pp 1737 - 1742 , 1986
- [8] Alberto Izaguirre and Richard P. Paul " Computation of the Inertial and Gravitational Coefficients of the Dynamics Equations For a Robot Manipulator with a Load " , IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation , pp 1024 - 1032 , 1985
- [9] E. G. Harokopos " Optimal Learning Control of Mechanical Manipulators in Repetitive Motions " , IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation , pp 396 - 401 , 1986
- [10] Sadao Kawamura, Fumio Miyazaki and Suguru Arimoto " Iterative Learning Control For Robotic Systems " , IECON , pp 393 - 398 , 1988
- [11] Chae H. An and Christopher G. Atkeson " Experimental Evaluation of Feedforward and Computed Torque Control " IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation , pp 165 - 168 , 1987
- [12] James K. Mills and Andrew A. Goldenberg "Robust Control of Robotic Manipulator with Task Space Feedback " , Proceedings of 25th Conference on Decision and Control Athens, Greece. December, pp 423 - 428 , 1986
- [13] Tetsuro Yabuta and Shinchi Aoshima " Object Weight Compensation of a Manipulator " , IECON , pp 581 - 587 , 1987
- [14] James K. Mills and Andrew A. Goldenberg "A New Robust Robot Controller " , IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation , pp 740 - 745 , 1986
- [15] Brian Armstron, Oussama Khatib and Joel Burdick " The Explicit Dynamic Model and Inertial Parameters of the PUMA 560 Arm " , IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation , pp 510 - 518 , 1986
- [16] M. B. Leahy, Jr. and G. N. Saridis " Compensation of Unmodelled PUMA Manipulator Dynamics " , IEEE Int. Conf. on Robotics and automation , pp 151 - 156 , 1987



(a) 첫번째 반복 시행 (b) 다섯번째 반복 시행

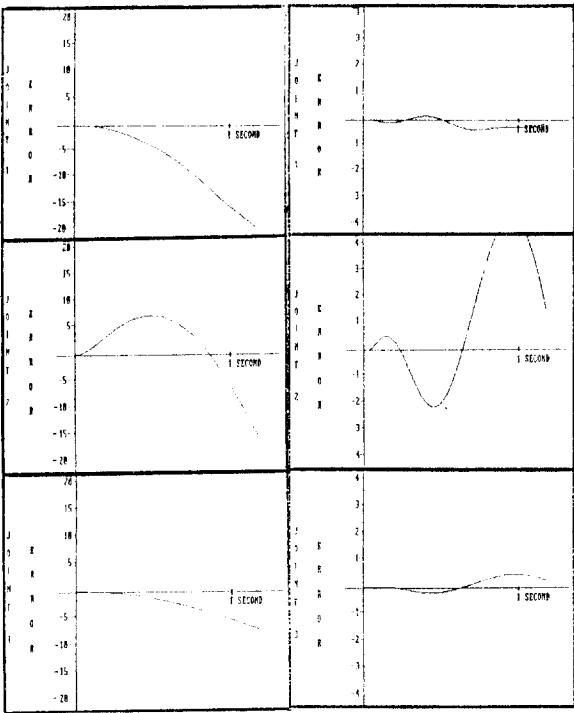


(c) 아홉번째 반복 시행 (d) 열번째 반복 시행

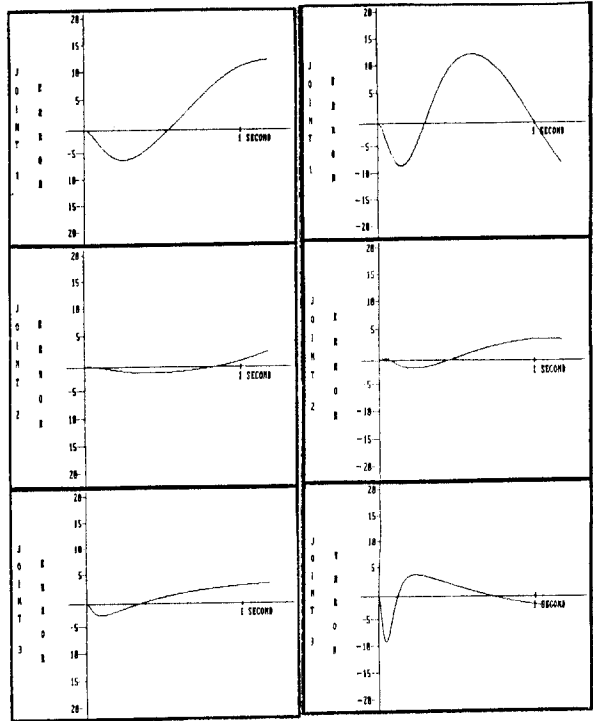
그림 (a), (b), (c), (d)는 다이나믹스를 이용한 비례형 학습제어 알고리즘의 시뮬레이션 결과

다음의 모든 그래프는 시간에 대한 도 ( degree ) 로 나타 내었다 .

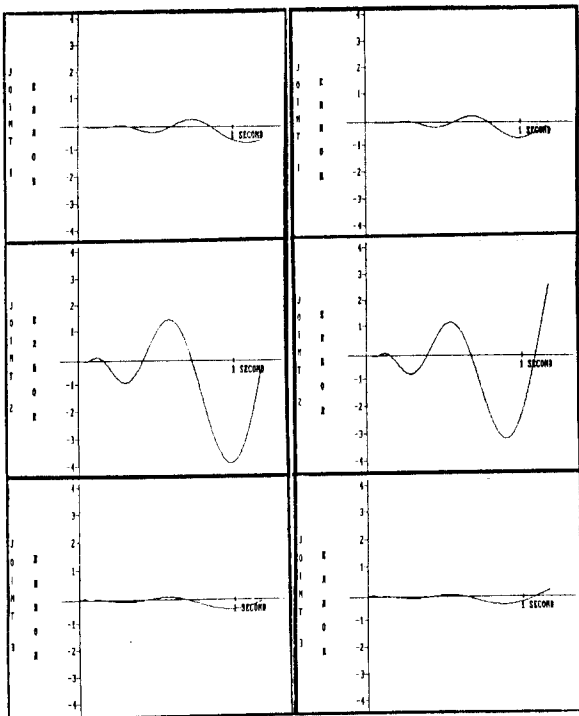
제안한 비례형 학습 제어 알고리즘의 유효성을 그림 (c) , (d) 에서 알 수 있었다 .



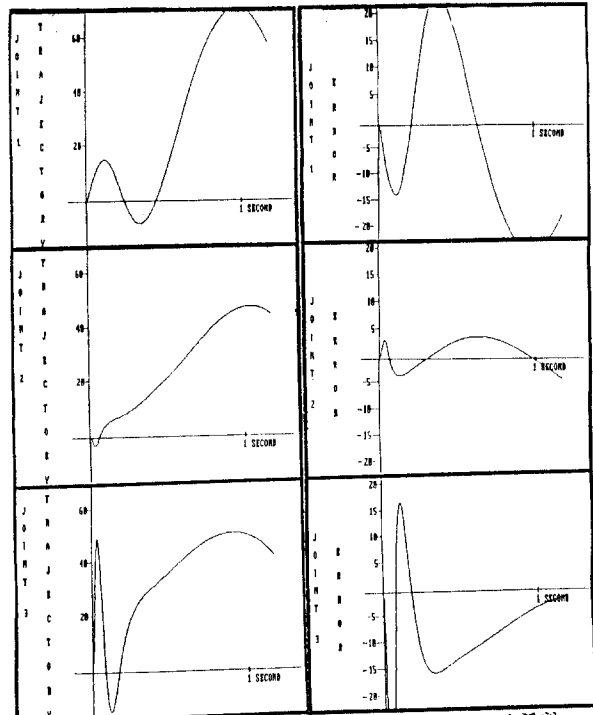
(e) 첫번째 반복 시행 (f) 다섯번째 반복 시행



(i) 두번째 반복 시행 (j) 세번째 반복 시행



(g) 아홉번째 반복 시행 (h) 열번째 반복 시행



(k) 네번째 반복 시행한 (l) 네번째 반복 시행한  
매니플레이터의 궤도 궤도 추적 오차

그림 (e), (f), (g), (h)는 다이내믹스를 이용하지 않은  
비례형 학습제어 알고리즘의 시뮬레이션 결과

그림 (i), (j), (k), (l)는 다이내믹스를 이용한  
비례 미분형 학습제어 알고리즘의 시뮬레이션 결과  
(비례 이득 : 40, 40, 40 미분 이득 : 10, 10, 10)