

반복 학습을 통한 로봇 매니퓰레이터의 적응 제어

○ 이 철* 안 덕 환* 이 상 효**
* 광운대학교 공과대학 전자공학과
** 광운대학교 공과대학 제어계측공학과

Adaptive Control for Robot Manipulator through Repeated Learning

LEE-CHEOL* AN-DUK HWAN* LEE SANG HYO**
* Dep. Electronics Eng.
** Dep. Control & Instrumentation Eng.
Kwang Woon University

Abstract

usually, robot manipulators in production lines are operated with repeating work trajectories.

This paper presents the repeated adaptive learning algorithm for robot manipulator for the case of a trajectory.

This algorithm uses the nonlinear dynamic model including the repeated friction compensating term.

The advantage of the scheme is that it allows friction compensation which may be otherwise difficult for differently constructed models.

A secondary advantage of the scheme is that it can also adapt to torque calculation in order to reduce the computational load of the control computer.

To show the efficiency of the proposed controller, a computer simulation is performed for the planar robot manipulator with a 2 degree of freedom.

1 서론

현 산업 로봇들은 거의 주기적인 작업을 반복해서 수행하므로 오차 또한 반복적인 수행을 통해 주기적으로 존재한다. 이러한 오차는 로봇 매니퓰레이터의 동역학 모델의 설계에 있어서 완전한 동역학 모델을 설계하지 못하는데 가장 큰 요인으로 발생한다. 즉, 로봇 매니퓰레이터에서는 전동기를 사용하므로 각 관절에 발생 하는 마찰력은 동역학 모델에서 무시할 수 없을 정도로 큰 비중을 차지하게 된다. 이러한 문제점은 로봇 매니퓰레이터의 동특성 대역폭을 제한 시키며 궤적 추종의 정확성을 떨어뜨리는 결과를 초래하게 된다.

본 논문에서는 역 동역학 모델을 토모르 계산 방법 (C.T.M : Computed Torque Method)에 이용하였고 아울러, 모델링 할 수 없는 마찰력 항을 반복을 통한 적응 학습 제어 알고리즘을 사용해 보상 하였으며, 지금까지 동역학 모델에서 무시되어 왔던 요소 중 마찰력 항을 고려하여 그 마찰력 항을 정해진 궤도에 따라 반복시행을 거듭함으로써 오차를 줄여 나가는 방식을 고려한다.

마찰력과 같은 모델화할 수 없는 항등을 적응 학습 알고리즘을 적용하므로써 모델 오차

를 반복적으로 보상한다.

2. 본 문

2-1. 동역학

로봇 매니퓰레이터의 운동을 표현하기 위하여 매개 변수를 그림 1과 같이 정의한다. 그림 1에서 L_1 은 링크 1의 길이, L_2 는 링크 2의 길이, m_1 은 링크 1끝의 질량, m_2 는 링크 2의 끝점 및 부하의 집중 질량 그리고 q_1, q_2 는 관절 1,2의 위치를 표시한다. 또한, 마찰력 항은 Viscous friction과 Coulomb friction을 사용해 유도하였다.

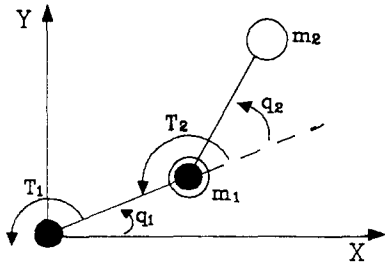


그림 1. 로봇 매니퓰레이터의 모델

N-E 방법을 사용한 로봇 매니퓰레이터의 동역학 방정식은 다음과 같다.

$$T(t) = M(q)\ddot{q} + V(q, \dot{q}) + G(q) + F(\dot{q}) \quad (1-1)$$

$$F(\dot{q}) = \begin{pmatrix} c \operatorname{sgn}(\dot{q}_1) + v \dot{q}_1 \\ c \operatorname{sgn}(\dot{q}_2) + v \dot{q}_2 \end{pmatrix}$$

여기서, $M(q)$ 는 $N \times N$ 관성 행렬

$V(q, \dot{q})$ 는 $N \times 1$ 원심력 및 코리올리력 벡터

$G(q)$ 는 $N \times 1$ 중력 벡터

$F(\dot{q})$ 는 $N \times 1$ 마찰력 벡터

q 는 $N \times 1$ 위치 벡터

\dot{q} 는 $N \times 1$ 속도 벡터

T 는 $N \times 1$ 관절에 가해진 토크 벡터

c 는 Coulomb 마찰 상수

v 는 Viscous 마찰 상수

sgn 는 sign 함수

2-2. Computed Torque 제어 방식

매니퓰레이터의 계산된 제어 법칙은 아래와 같이 표현된다.

$$T(t) = \hat{M}(q)U(t) + \hat{V}(q, \dot{q}) + \hat{G}(q) + \hat{F}_k(\dot{q}) \quad (2-1)$$

비례 이득 K_p 와 미분 이득 행렬 K_v 에 각각의 위치, 속도 오차를 곱하고 원하는 가속도를 더하여 역 동역학 모델에 대한 입력인 가속도를 산출 한다.

$$U(t) = \ddot{q}_d + K_v(\dot{q}_d - \dot{q}) + K_p(q_d - q) \quad (2-2)$$

그러므로 완전한 제어 법칙은

$$T(t) = \hat{M}(q)\{\ddot{q}_d + K_v(\dot{q}_d - \dot{q}) + K_p(q_d - q)\} + \hat{V}(q, \dot{q}) + \hat{G}(q) + \hat{F}_k(\dot{q}) \quad (2-3)$$

여기서, $\hat{M}, \hat{V}, \hat{G}$ 는 계산된 궤적 추종 변수 \hat{F}_k 는 적응 학습을 통해 계산되어 지는 정궤환 토크 함수

q_d 는 원하는 위치 벡터

\dot{q}_d 는 원하는 속도 벡터

\ddot{q}_d 는 원하는 가속도 벡터

k 는 반복 학습된 횟수

로서 (2-1)식과 비교하여

만일, 계산된 제어 법칙이 실제 값과 같다면 즉, $\hat{M}=M, \hat{V}=V, \hat{G}=G$ 면 다음과 같은 오차 방정식을 얻는다.

$$\ddot{e} + K_v\dot{e} + K_p e = \hat{M}^{-1}(\hat{F}_k - F) \quad (2-4)$$

위식에서 정궤환 토크 함수 \hat{F}_k 는 반복 학습 되어지므로 잡음이 존재 하지 않는다.

$$(e = q_d - q)$$

그러나, (2-1)식은 이상적으로 로봇 매니퓰레이터의 동역학과 비선형이 무시된 식 이므로 실제 값과 추정된 값이 거의 일치하지 않는다. 따라서 실제 동역학 모델의 정확한 판단 없이는 올바른 추정이 어렵다. 그러므로 로봇 매니퓰레이터에 대한 반복 적응 학습 제어를 적용 하였다.

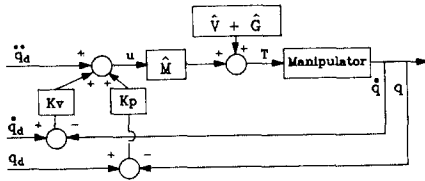


그림 2. 계산된 토크 제어 방식의 블록 선도

2-3. 적응 학습 제어기의 설계

본 논문에서는 반복 오차를 보상하기 위해 마찰력 항을 C.T.M 형 적응 학습 제어기로서 일정 시간 동안 반복 실행을 통해 로봇 매니퓰레이터를 제어 하였다.

본 논문에서 제안된 동력학 방정식은 다음과 같다.

$$T(t) = M(q)\ddot{q} + V(q, \dot{q}) + G(q) + F(\dot{q}) \quad (3-1)$$

작은 오차에 대한, 합리적인 동력학 방정식은 원하는 궤적에 대한 선형화시켜 얻어진다.

$$T = T_d(\ddot{q}_d, \dot{q}_d, q_d) - \frac{\partial T}{\partial \ddot{q}} \ddot{e} - \frac{\partial T}{\partial \dot{q}} \dot{e} - \frac{\partial T}{\partial q} e \quad (3-2)$$

계산된 모델을 통한 원하는 입력 토크 (완전한 제어 법칙)은

$$T(t) = \hat{M}(q)\{\ddot{q}_d + K_v(\dot{q}_d - \dot{q}) + K_p(q_d - q)\} + \hat{V}(q, \dot{q}) + \hat{G}(q) + \hat{F}_k(\dot{q}) \text{ 이므로} \quad (3-3)$$

식 (3-2)와 (3-3)을 결합하여 오차 공간에서 계통 방정식을 표현하면 아래와 같다.

$$\hat{M}^{-1}M\ddot{e} + \{K_v + \hat{M}^{-1}\frac{\partial T}{\partial \dot{q}}\}\dot{e} + \{K_p + \hat{M}^{-1}\frac{\partial T}{\partial q}\}e = \hat{M}^{-1}\{(M - \hat{M})\ddot{q}_d + (V - \hat{V}) + (F - \hat{F}_k)\} \quad (3-4)$$

(3-4)식의 계통 방정식에서 마찰력 항에 적응 학습 알고리즘을 적용하기 위하여 $M(q)$, $V(q, \dot{q})$, $G(q)$ 를 아래와 같이 가정한다.

$$\hat{M}(q) = M(q), \hat{V}(q, \dot{q}) = V(q, \dot{q}), \hat{G}(q) = G(q) \quad (3-5)$$

여기서 $\hat{F}_k(\dot{q})$ 는 적응 학습되어 지기 때문에 불안정한 요소가 존재하지 않으므로 즉,

$$\hat{F}_k(\dot{q}) = F(\dot{q}) \text{ 라는 가정이 필요치 않다.}$$

그러므로 (3-5)식을 고려한 방정식을 얻는다.

$$\ddot{e} + \{K_v + \hat{M}^{-1}\frac{\partial F}{\partial \dot{q}}\}\dot{e} + \{K_p + \hat{M}^{-1}\frac{\partial F}{\partial q}\}e = \hat{M}^{-1}(F - \hat{F}_k) \quad (3-6)$$

K_p 와 K_v 는 대각선 행렬이므로 각관절간에는 비결합(decoupling)이 이루어 진다. (3-6)식을 모든 관절에 관한 비결합된 마찰력 함수로서 표현 하면 다음과 같다.

$$\ddot{e} + B\dot{e} + Ke = D - \hat{D}_k \quad (3-7)$$

여기서, D 는 $\hat{M}^{-1}F$ 로서 2×2 벡터

$$\hat{D}_k \text{는 } \hat{M}^{-1}\hat{F}_k \text{로서 } 2 \times 2 \text{ 벡터}$$

본 논문에서는 각 관절에 대한 적응 법칙을 아래와 같이 제안하였다.

$$\hat{D}_{k+1} = \hat{D}_k + P * e_k \quad (3-8)$$

여기서, P 는 선형 필터이며 e 는 오차, k 는 반복 횟수를 나타낸다. (3-8)식의 Laplace 변환은 다음과 같다.

$$\hat{D}_{k+1}(s) = \hat{D}_k(s) + P(s)e_k(s) \quad (3-9)$$

(3-7)식의 Laplace 변환을 (3-9)식에 적용하여 아래식을 유도한다.

$$\hat{D}_{k+1}(s) = \hat{D}_k(s) + P(s)H(s)\{D(s) - \hat{D}_k(s)\} \quad (3-10)$$

$$(H(s) = \frac{1}{s^2 + Bs + K})$$

$$\hat{D}_{k+1}(s) = \{1 - P(s)H(s)\}\hat{D}_k(s) + P(s)H(s)D(s) \quad (3-11)$$

(3-11)식의 해는 다음과 같다.

여기서 $G(s) = 1 - P(s)H(s)$ 이며 Y 는 상수이다.

$$\hat{D}_k(s) = D(s) + YG^k(s) \quad (3-12)$$

만약, (3-12)식의 두번째 항 $YG^k(s)$ 가 반복 횟수를 증가 시키므로서 0에 가깝게 된다면 순환식 (3-11)은 바라고자 하는 궤적에 수렴한다.

적응 법칙에서 사용된 필터는 임계 전달 함수(critical transfer function)의 일부뿐으로 나타낸다.

$$G(s) = 1 - P(s)H(s) = \frac{s^2 + Bs + K - P(s)}{s^2 + Bs + K} \quad (3-13)$$

아래와 같이 적응 필터 $P(s)$ 를 선택하자.

$$P(s) = s^2 + (B - \mu)s + (K - \mu) \quad (3-14)$$

여기서 μ 는 적응 비율(adaptive rate)이며 (3-14)식을 (3-13)식에 적용 하여 전달 함수 $G(s)$ 를 구한다.

$$G(s) = \frac{\mu(s+1)}{s^2 + Bs + K} \quad (3-15)$$

적응율(adaptive rate) μ 는 임계 전달 함수 $G(s)$ 의 허수축의 크기로 유도된다.

$$|G(j\omega)| = \mu \frac{\sqrt{\omega^2 + 1}}{\omega^2 + \frac{B^2}{4}} \quad (3-16)$$

$$\omega_{max} = \sqrt{\frac{B^2}{4} - 2} \quad (3-17)$$

(3-17)과 (3-16)식을 통하여 최대값 ω_{max} 에 대한 크기를 나타내면 다음과 같다.

$$|G(j\omega_{max})| = \mu \frac{\sqrt{\frac{B^2}{4} - 1}}{\frac{B^2}{4} - 2} \quad (3-18)$$

모든 주파수에서 1보다 작은 $|G(j\omega)|$ 를 유지 하기 위해서는 $0 < \mu < \frac{B^2 - 2}{\sqrt{B^2 - 4}}$ 의 조건이 만족해야 한다.

제어 법칙의 이산 시간 표현은 아래와 같으며

$$T(n) = \hat{M}(q(n))\{\hat{q}(n) + K_p e(n) + K_d e(n-1)\} + V(q(n), \dot{q}(n)) + G(n) + \hat{F}_1(n) \quad (3-19)$$

전체의 계통 블록 선도는 그림 3으로 표현된다.

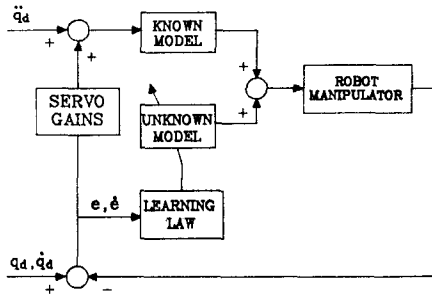


그림 3. 적응 학습 알고리즘에 의한

계산된 토크 제어 계통의 블록 선도

3. 시 물 레 이 선

본 논문에서 제안된 적응 학습 제어기의 성능을 평가하기 위하여 그림 1과 같은 로봇트 매니퓰레이터 모델의 매개 변수를 다음과 같이 고려했다.

$$L_1 = 0.5 \text{ M}, L_2 = 0.5 \text{ M}, m_1 = 4.6 \text{ Kg}, m_2 = 2.3 \text{ Kg}$$

계통의 모델에서 각 관절의 마찰력 F 는

$$F = c \operatorname{sgn}(\dot{q}) + v \dot{q} \text{ 로 정의하였다.}$$

여기서, c 는 Coulomb 마찰 상수(2.0 Nt M)

v 는 Viscous 마찰 상수(4.0 Nt M)

$$\operatorname{sgn}(\dot{q}) \text{는 } \begin{cases} 1 & \dot{q} > 0 \\ 0 & \dot{q} = 0 \\ -1 & \dot{q} < 0 \end{cases}$$

(3-3)식의 제어법칙에서 샘플링 시간은:

0.02 초, 그리고 이득 K_p 와 K_v 는 각각 321 N·sec, 32.1 N·sec 로 하였다.

시뮬레이션 과정은 Planar 로봇트 매니퓰레이터 모델을 기초로한 동력학 방정식을 이용하여 공칭 토크를 산출하며, 공칭 토크와 실제 토크의 차를 입력으로 하고 원하는 궤적과 실제 궤적을 출력으로 하여 오차를 보상하였다. 이러한 일련의 제어 알고리즘의 표현은 그림 4와 같다.

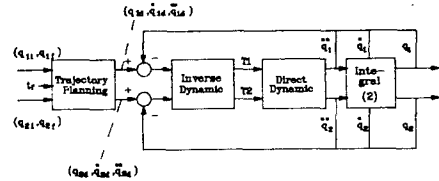


그림 4. 제어 알고리즘의 전체 계통 블록 선도

4. 결 론

본 논문에서는 정해진 반복 작업을 수행하는 로봇트 매니퓰레이터가 원하는 기준 궤적을 충실히 추종하도록 하는 적응 학습 제어를 제안하였다.

궤적 추종 오차를 줄이기 위해 로봇트 모델에서 수학적으로 표현하기 어려운 항을 적응 학습 알고리즘을 통해 보상 하였다.

시뮬레이션을 통해, 학습 제어 알고리즘은 일정 작업을 반복해서 수행하는 로봇트에서만이 가능하며 학습 제어 방법으로 반복 동작하는 로봇트가 만족 할 만한 동작을 수행하는데 걸리는 시간이 길다는 문제가 제시 되었으나

적은 반복을 통해서도 비교적 좋은 추종 상태를 보였고 이전의 매개 변수를 학습하므로써 안정성 문제와 매개 변수 추정등과 같은 복잡한 알고리즘을 고려하지 않아도 된다는 이점이 발견 되었다.

참 고 문 헌

[1] J. M. Hollerbach, " A Recursive Lagrangian Formulation of manipulator Dynamics and a Comparitive Study of Dynamics Formulation Complexity ", IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics, SMC-10, November, 1980.

[2] J. Y .S.Luh, M.W. Walker, and R. Paul, " On - line Computational Scheme for Mechanical Manipulators " , ASME Journal of Dynamics, Measurement, and Control, Vol. 102, 1980.

[3] J . M . Hollerbach and G . Sahar, " wrist-Partitional Inverse Acceleration and Manipulator Dynamics ", MIT A.I. Memo No. 717, April, 1983.

[4] R . Horowitz and M . Tomizuka " An Adaptive Control Scheme for Mechanical Manipulators - Compansation of Nonlinearity and Decoupling Control ", Proc . Winter Annual Meeting of the Dynamics System and Control Division of the ASME, Chicago Nov. 16-21, 1980.

[5] S. Dobowsky, " On the Adaptive Control of Robotic Manipulator : The Discrete Time Case ", Proc. of the Joint Automatic Control Conference, TA-2A, Virginia, 1981.

[6] A. J . Koivo, and T.H.Guo, " Control of Robotic Manipulator with

Adaptive Controller ", Proc. IEEE Conference on Design and Control, pp. 271-276, San Diego, 1981.

[7] M. J. Chung and C. S. G. Lee, " An Adaptive Control Strategy for Computer - Based Manipulators " , University of Michigan, RDS - TR - 10-82, August, 1982.

[8] C. Leininger and S. Wang , " Pole Placement Self - Tuning Control of Manipulators ' , IFAC Symposium on Computer Aided Design of Multivariable Technological System West Lafayette, Indiana, September. 1982.

[9] M.Vukobratovic and K. Nenad, "Computer-Oriented Method for Linearization of Dynamic Models of Active Spatial Mechanisms ", Mechauism and Machine Theory, Vol. 17, No.1, 1982.

[10] S. Arimoto and M. Takegaki, " An Adaptive Method for Trajectory Control of Manipulators ", IFAC 8th Triennial World Congress, Kyoto, Japan, 1981.

[11] J.J. Craig, " Adaptive Control of Manipulators " , Phd . Thesis Proposal, Computer Science Department, Stanford University, April, 1983.

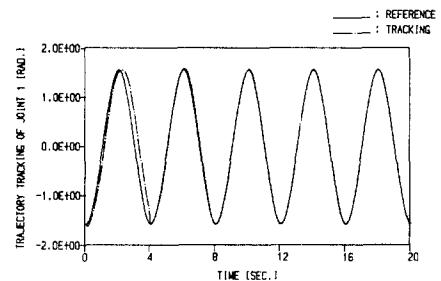


그림 5. 관절 1의 궤적 추종 (5회 반복)

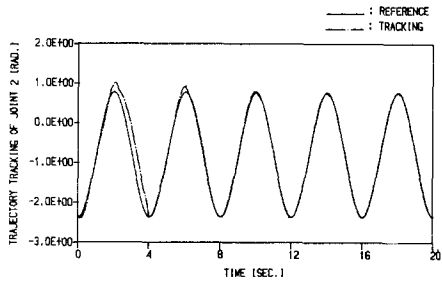


그림 6. 관절 2의 궤적 추종 (5회 반복)

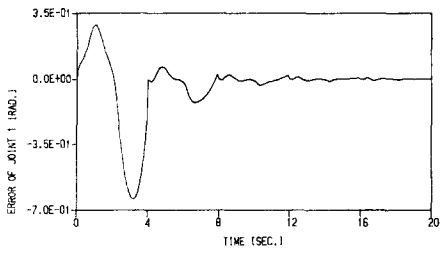


그림 7. 관절 1의 궤적 추종 오차 (5회 반복)

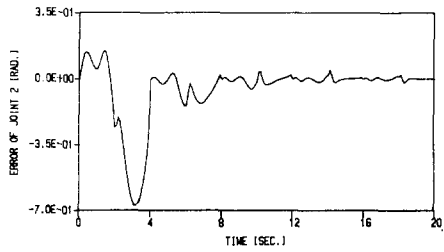


그림 8. 관절 2의 궤적 추종 오차 (5회 반복)