

학습 제어에 의한 로봇의 제어 성능 향상에 관한 연구

허경무* · 김장기**

요 약

본 논문에서는 로봇 매니퓰레이터 등의 제어에 있어서 학습제어의 수렴 성능을 향상시키는 동시에 외란 등에 대한 시스템의 robustness를 증대시키고 아울러 시스템을 더욱 안정화시키기 위한 방법으로, 궤환을 갖는 2차 반복 학습제어 알고리즘을 제안하고, 이 알고리즘에 의해 시스템 출력이 목표 출력에 수렴하도록 보장한다는 것을 증명해 보이며, 수렴하기 위한 조건들을 제시한다. 제안된 알고리즘은 2차 반복 학습제어 방법을 근간으로 하여 여기에 궤환 항을 추가로 갖는 새로운 학습제어 알고리즘으로서, 특히 외란의 제거와 시스템의 안정화를 위하여 궤환 루프가 제어 시스템에 필요하다는 사실을 고려할 때 학습제어에 궤환 항을 추가함으로써 외란에 대한 robustness를 증대시켜 좋은 결과를 낼 수 있음을 알 수 있다. 또한 본 알고리즘의 수렴 조건을 살펴 보면, 기존 방법에서의 수렴 조건보다 제어계수의 수가 더 많음을 알 수 있고 따라서 수렴 속도를 향상시킬 수 있는 여지가 훨씬 더 많다는 것을 알 수 있다.

1. 서 론

로봇 매니퓰레이터와 같이 복잡하면서도 빠른 동적 특성을 지닌 시스템에 대해 실시간 제어를 하기에는 기존의 적응제어 기법이 복잡하고 어려운 것으로 판단되는 경우가 많이 있어 왔는데, 최근에 학습제어(learning control)라고 불리는 새로운 방법이 미지의 동적 시스템(uncertain dynamic system)을 아주 단순한 방법에 의해 정확히 제어할 수 있는 방법으로서 많이 연구되고 있다. 이 방법은 반복적인 온라인 제어기법(recursive on-line control method)으로서 계산량이 적고 대상 시스템의 동적 특성에 대한 사전 정보가 많이 요구되지 않는 장점을 지니고 있다.

이러한 학습제어 방식은 맨 처음에 Uchiyama¹⁾가 제안한 학습제어 기법으로 소개되었으며 이 기법을 보다 이론적으로 체계화하고 구체화시킨 것은 Arimoto²⁾에 의해 이루어졌다. 그 알고리즘의 형태는

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + \Gamma \frac{d}{dt} e_k(t) \quad (1)$$

로서 이 때 $u_k(t)$ 는 k번째 반복수행시의 제어 입력을 나타내고, $e_k(t)$ 는 $u_k(t)$ 에 대한 응답으로서의 실

*단국대학교 공학대학 전자공학과 조교수

**단국대학교 공학대학 전자공학과 교수

제 시스템 출력 $y_k(t)$ 와 목표 출력(desired output) $y_d(t)$ 와의 차이인 출력 오차를 나타낸다. $e_k(t)$ 를 식으로 표시하면 $e_k(t)=y_d(t)-y_k(t)$ 이며 Γ 는 gain factor이다.(본 논문에서 $u_k(t)$, $e_k(t)$, $x_k(t)$, $y_k(t)$ 등의 표기는 모두 k 번째 iteration에서의 시간 t 일때의 값을 나타낸다.) 이와 같은 간단한 알고리즘을 미지의 대상 시스템에 대해 계속 반복하여 적용시키면, 시스템 출력의 시간에 대한 미분치가 목표 출력의 시간에 대한 미분치에 수렴한다는 것이 증명되었다.

그러나 학습제어 방식의 최초 형태인 식(1)과 같은 제어기법은 다음과 같은 몇 가지 단점을 지니고 있다. 즉 미분기와 같은 non-causal operator를 사용하고 있다는 점과, 위치상의 수렴(positional convergence)이 보장되기 어렵다는 점, 그리고 수행중에 출력에 큰 외란(disturbance)이 생겼을 경우 이미 배운 정보를 다수 잃어버리거나 심지어는 원하는 동작을 끝내 이루지 못하는 경우도 발생하는 등의 문제점이 있는 것이 사실이다.

이 학습제어 방식은 이후 여러가지 방법으로 보다 개선시키고 이론적으로 확장되어 가고 있다. Arimoto 등은 [3],[4]에서 식 (2)와 같은 PID 형태의 반복 학습제어 알고리즘을 제안하였고,

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + \Phi e_k(t) + \Gamma \frac{d}{dt} e_k(t) + \psi \int e_k(\tau) d\tau \quad (2)$$

[5]에서는 위치상의 수렴(positional convergence)을 간단한 시스템의 경우 L_2 -sense로 보여주고 있으며, 또 시간에 대한 미분기와 같은 noncausal operation을 피하기 위한 방법으로 Gu와 Loh⁹⁾는 디지털로 구현시 필요한 difference operation을 사용하는 방법을 제안하였다. 그리고 Oh, Bien, Suh⁷⁾는 학습제어 방법과 적응제어 구조를 결합한 식 (3)의 형태의 알고리즘을 제안하였는데, 여기에서 $\{\tilde{A}_k, \tilde{B}_k\}$ 는 k 번째 iteration에서 사용하는 선형시스템 모델로서 매 iteration시마다 파라미터 추측기(parameter estimator)에 의해 점점 개선시키는 모델이다.

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + [\tilde{B}_k^T \tilde{B}_k]^{-1} \tilde{B}_k (\dot{e}_k(t) - \tilde{A}_k e_k(t)) \quad (3)$$

그리고 Bondi, Casalino와 Gambardella⁸⁾는 로봇트 매니플레이터의 제어에 있어서 제어 입력을 매 iteration시마다 개선시키는 데에 위치오차와 속도오차 그리고 가속도오차까지 사용하였고, 그들의 learning gain들은 페루프 케환이득(closed loop feedback gain)과 같은 값이 되도록 선택하는 방법을 제안하였다. 또한 Lee, Bien⁶⁾은 이차원 시스템 이론에 기초한 반복 학습제어 알고리즘을 제안하였는데, 여기서는 파라미터 예측법을 이용하여 모델을 개선해 가면서 케환 항을 추가하여 강인성을 부가하도록 하였다.

그런데 여기서 우리가 주목할만한 사실은, 위에서 언급한 모든 알고리즘에 있어서 제어입력 $u_{k+1}(t)$ 가 단지 한개의 history data pair($u_k(t)$, $e_k(t)$)만을 사용하여 구해지고 있다는 사실이다.(물론 [8]에서와 같이 그 미분치들 ($\dot{e}_k(t)$, $\ddot{e}_k(t)$)도 사용되고 있지만 이 역시 k 번째 iteration에서의 값들이므로 한개의 history data pair로 간주된다.)

이러한 관점에서 대비되는 방법으로 Huh와 Bien¹⁰⁾은 학습제어 방법의 수렴성능을 더욱 향상시키는 동시에 이미 학습된 정보를 잃어버리게 하는데 원인이 되는 외란에 대하여 시스템이 보다 robust하도록 하기 위해 여러개의 과거 history data pair들 ($u_k(t)$, $e_k(t)$), ($u_{k-1}(t)$, $e_{k-1}(t)$), ..., ($u_{k-N+1}(t)$, $e_{k-N+1}(t)$)을 사용하여 $u_{k+1}(t)$ 를 얻도록 하는 방법을 제안하였다.

본 논문에서는 로봇트 매니플레이터 등의 제어에 있어서 학습제어의 수렴 성능을 향상시키는 동시에 외란 등에 대한 시스템의 robustness를 더욱 증대시키고 아울러 시스템을 더욱 안정화시키기

위한 방법으로, 제환을 갖는 2차 반복 학습제어 알고리즘을 제안한다. 그리고 제안한 알고리즘에 의해 시스템 출력이 목표 출력에 수렴하도록 보장한다는 것을 증명해 보이며, 수렴하기 위한 조건들을 제시한다.

본문에서 사용되는 vector norm 과 matrix norm, 그리고 lambda-norm 은 다음과 같이 정의되는 norm이다.

$$\|f\|_{\infty} = \max_{1 \leq i \leq r} |f^{(i)}| \quad \text{when } f = (f^{(1)}, f^{(2)}, \dots, f^{(r)})$$

$$\|f\|_{\infty} = \max_{1 \leq i \leq r} \left\{ \sum_{j=1}^r |g^{(ij)}| \right\} \quad \text{when } G = (g^{(ij)})$$

$$\|h(\cdot)\|_{\lambda} \triangleq \sup_{t \in [0, T]} e^{-\lambda t} \|h(t)\|_{\infty} \quad \text{when } h : [0, T] \rightarrow \mathbb{R}^n$$

2. 로봇트에 적용이 가능한 새로운 반복 학습제어 알고리즘

다음과 같은 선형 시불변 시스템(linear time-invariant system)을 대상으로 하자.

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= A x(t) + B u(t), \quad x(0) = \xi^0 \\ y(t) &= C x(t) + D u(t) \end{aligned} \tag{4}$$

여기서 x 는 $(n \times 1)$ 의 상태 벡터이고 u 는 $(p \times 1)$ 의 제어 벡터이며 y 는 $(m \times 1)$ 의 출력 벡터이다. 그리고 A, B, C, D 는 각기 적절한 dimension을 갖는 constant matrix 들이다.

우리가 성취하고자 하는 목표 출력 경로(desired output trajectory)를 $y_d(t), 0 \leq t \leq T$ 라 하고, 허용오차 범위를 $\varepsilon^* > 0$ 이라 하자.

이 때 우리의 목적은 시스템 파라미터 A, B, C, D 의 값을 정확히 알지 못하는 상태에서, 선형 시스템 (4)의 출력 $y(t)$ 가 다음 식(5)과 같은 조건을 만족시키도록 하는 제어 입력 $u(t), 0 \leq t \leq T$ 를 구해내는 것이다.

$$E(y(t)) = \|y_d(t) - y(t)\| \leq \varepsilon^*, \quad 0 \leq t \leq T \tag{5}$$

여기서 시스템에 대한 동특성(dynamics)을 정확히 알지 못하는 상태이기 때문에, 우리가 생각하는 경로추적 문제(tracking problem)는 간단히 해결되기 어렵다. 그래서 그것을 해결하기 위한 방법으로, 다음과 같은 제환을 갖는 2차 반복 학습제어 알고리즘을 제안한다.

$$u_{k+1}(t) = P_1 u_k(t) + P_2 u_{k-1}(t) + Q_1 e_k(t) + Q_2 e_{k-1}(t) + R e_{k+1}(t) \tag{6}$$

여기에서 $e_k(t) = y_d(t) - y_k(t)$ 이며, 위 알고리즘을 2차 학습제어 알고리즘이라 부르는 이유는 시간 t 를 고정시켜 놓고 생각할 경우 iteration number k 에 대하여 2nd order discrete equation의 형태를 갖추고 있기 때문이다.

식 (6)의 제환을 갖는 2차 반복 학습제어 알고리즘의 구조는 Fig. 1과 같다.

이제 본 논문에서 제안한 알고리즘이 반복횟수 k 가 증가함에 따라 시스템 출력이 목표 출력에 수렴하도록 보장한다는 것을 정리 1에서 보인다.

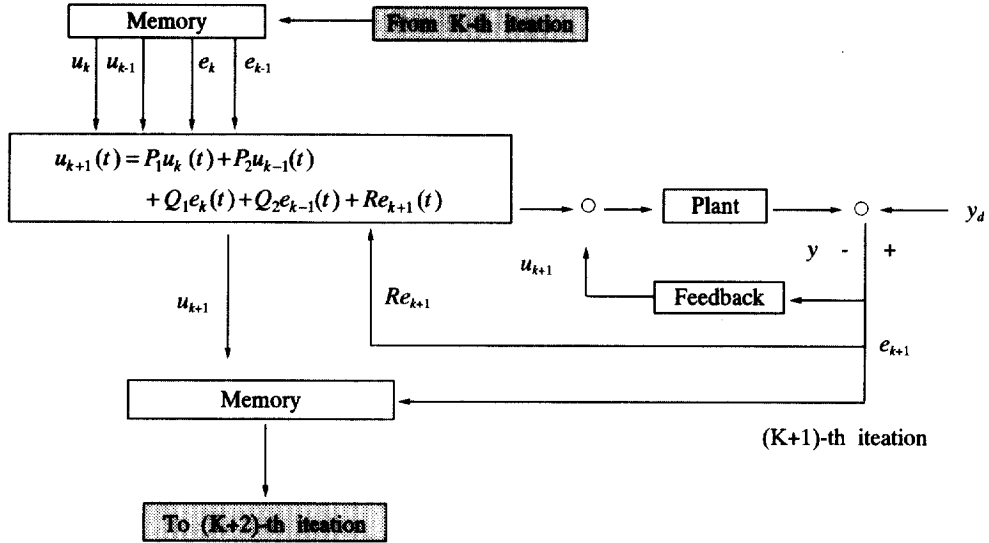


Fig. 1. 재환을 갖는 2차 반복 학습제어의 구조.

(정리 1)

선형 시불변 시스템 (4)의 초기 상태를 $x(0)=\xi^0$ 로 알고 있다고 하고, 다음 두 개의 조건을 만족시키는 (pxp) 의 행렬 P_1, P_2 와 (pxm) 의 행렬 Q_1, Q_2, R 이 존재한다고 하자.

(A1) $P_1+P_2=I$

(A2) $\| (I+RD)^{-1}(P_1 - Q_1D) \|_{\infty} + \| (I+RD)^{-1}(P_2 - Q_2D) \|_{\infty} < 1$

이 때, 주어진 목표 출력 $y_d(t), 0 \leq t \leq T$ 에 대해 (6)의 학습제어 알고리즘을 적용하면, 초기 입력인 $u_0(t), 0 \leq t \leq T$ 를 연속함수로 선택하고, 매 iteration시마다의 초기 상태를 ξ^0 로 reset시킨다면, 반복 횟수 k 가 증가함에 따라 모든 시간대 $t \in [0, T]$ 에서 출력 $y_k(t)$ 가 목표 출력 $y_d(t)$ 에 수렴한다.

<증명>

$$\begin{aligned} u_d(t) - u_{k+1}(t) &= P_1(u_d(t) - u_k(t)) + P_2(u_d(t) - u_{k-1}(t)) - Q_1[Cx_d(t) + Du_d(t) \\ &\quad - Cx_k(t) - Du_k(t)] - Q_2[Cx_d(t) + Du_d(t) - Cx_{k-1}(t) - Du_{k-1}(t)] \\ &\quad - R[Cx_d(t) + Du_d(t) - Cx_{k-1}(t) - Du_{k+1}(t)] \\ &= (P_1 - Q_1D)(u_d(t) - u_k(t)) + (P_2 - Q_2D)(u_d(t) - u_{k-1}(t)) \\ &\quad - Q_1C(x_d(t) - x_k(t)) - Q_2C(x_d(t) - x_{k-1}(t)) \\ &\quad - RC(x_d(t) - x_{k-1}(t)) - RD(u(t) - u_{k+1}(t)) \end{aligned}$$

로부터

$$\begin{aligned} (I+RD)(u_d(t) - u_{k+1}(t)) &= (P_1 - Q_1D)(u_d(t)) + (P_2 - Q_2D)(u_d(t) - u_{k-1}(t)) \\ &\quad - Q_1C(x_d(t) - x_k(t)) - Q_2C(x_d(t) - x_{k-1}(t)) \\ &\quad - RC(x_d(t) - x_{k+1}(t)) \end{aligned} \tag{7}$$

가 얻어지며, 양변을 $(I+RD)^{-1}$ 로 곱한 뒤 norm을 계산하면 다음과 같은 부등식이 얻어진다.

$$\begin{aligned}
 \|u_d(t) - u_{k+1}(t)\|_\infty &\leq \| (I+RD)^{-1}(P_1 - Q_1D) \|_\infty \|u_d(t) - u_k(t)\|_\infty \\
 &\quad + \| (I+RD)^{-1}(P_2 - Q_2D) \|_\infty \|u_d(t) - u_{k-1}(t)\|_\infty \\
 &\quad + \| (I+RD)^{-1}Q_sbu1C \|_\infty \|x_d(t) - x_k(t)\|_\infty \\
 &\quad + \| (I+RD)^{-1}Q_2C \|_\infty \|x_d(t) - x_{k-1}(t)\|_\infty \\
 &\quad + \| (I+RD)^{-1}RC \|_\infty \|x_d(t) - x_{k+1}(t)\|_\infty \\
 &\quad \text{for all } 0 \leq t \leq T
 \end{aligned} \tag{8}$$

가정에서 모든 k 에 대해 $x_k(0)=x_d(0)$ 이 성립하므로 모든 시간대 $0 \leq t \leq T$ 에서 다음 관계가 성립한다.

$$\begin{aligned}
 \|x_d(t) - x_k(t)\|_\infty &= \left\| \int_0^t [(Ax_d(\tau) + Bu_d(\tau)) - (Ax_k(\tau) + Bu_k(\tau))]d\tau \right\|_\infty \\
 &\leq \int_0^t [\|A\|_\infty \|x_d(\tau) - x_k(\tau)\|_\infty + \|B\|_\infty \|u_d(\tau) - u_k(\tau)\|_\infty]d\tau
 \end{aligned} \tag{9}$$

여기에 Bellman-Gronwall lemma[11]을 적용하면

$$\begin{aligned}
 \|x_d(t) - x_k(t)\|_\infty &\leq \int_0^t \|B\|_\infty \|u_d(\tau) - u_k(\tau)\|_\infty e^{a(t-\tau)}d\tau \\
 &\quad \text{for all } 0 \leq t \leq T, \quad \text{where } a = \|A\|_\infty
 \end{aligned} \tag{10}$$

의 부등식이 얻어지며, 따라서 식 (8)과 (10)로부터 다음 관계가 얻어진다.

(여기서 식을 간단히 하기 위해 $u_d(t) - u_k(t)$ 를 $\delta u_k(t)$ 로 표기한다.)

$$\begin{aligned}
 \|\delta u_{k+1}(t)\|_\infty &\leq l_1 \|\delta u_k(t)\|_\infty + l_2 \|\delta u_{k-1}(t)\|_\infty \\
 &\quad + m_1 \int_0^t \|\delta u_k(\tau)\|_\infty e^{a(t-\tau)}d\tau + m_2 \int_0^t \|\delta u_{k-1}(\tau)\|_\infty e^{a(t-\tau)}d\tau + m_3 \int_0^t \|\delta u_{k+1}(\tau)\|_\infty e^{a(t-\tau)}d\tau
 \end{aligned} \tag{11}$$

where $l_1 = \|(I+RD)^{-1}(P_1 - Q_1D)\|_\infty$, $l_2 = \|(I+RD)^{-1}(P_2 - Q_2D)\|_\infty$
 $m_1 = \|(I+RD)^{-1}Q_1C\|_\infty \|B\|_\infty$, $m_2 = \|(I+RD)^{-1}Q_2C\|_\infty \|B\|_\infty$
 $m_3 = \|(I+RD)^{-1}RC\|_\infty \|B\|_\infty$

식 (11)에 정함수(positive function) $e^{-\lambda t}$ 를 곱하면 다음 관계가 얻어지며

$$\begin{aligned}
 e^{-\lambda t} \|\delta u_{k+1}(t)\|_\infty &\leq l_1 e^{-\lambda t} \|\delta u_k(t)\|_\infty + l_2 e^{-\lambda t} \|\delta u_{k-1}(t)\|_\infty \\
 &\quad + m_1 \int_0^t e^{-\lambda t} \|\delta u_k(\tau)\|_\infty e^{(a-\lambda)(t-\tau)}d\tau + m_2 \int_0^t e^{-\lambda t} \|\delta u_{k-1}(\tau)\|_\infty e^{(a-\lambda)(t-\tau)}d\tau \\
 &\quad + m_3 \int_0^t e^{-\lambda t} \|\delta u_{k+1}(\tau)\|_\infty e^{(a-\lambda)(t-\tau)}d\tau \\
 &\leq l_1 \|\delta u_k(\cdot)\|_\lambda + l_2 \|\delta u_{k-1}(\cdot)\|_\lambda \\
 &\quad + m_1 \int_0^t \|\delta u_k(\cdot)\|_\lambda e^{(a-\lambda)(t-\tau)}d\tau + m_2 \int_0^t \|\delta u_{k-1}(\cdot)\|_\lambda e^{(a-\lambda)(t-\tau)}d\tau \\
 &\quad + m_3 \int_0^t \|\delta u_{k+1}(\cdot)\|_\lambda e^{(a-\lambda)(t-\tau)}d\tau \\
 &\quad \text{for all } 0 \leq t \leq T
 \end{aligned} \tag{12}$$

이로부터

$$\|\delta u_{k+1}(\cdot)\|_\lambda \leq [l_1 + \frac{m_1}{\lambda - a} (1 - e^{(a-\lambda)T})] \|\delta u_k(\cdot)\|_\lambda$$

$$\begin{aligned}
 & + [l_2 + \frac{m_2}{\lambda - a} (1 - e^{(a-\lambda)\Gamma})] \|\delta u_{k-1}(\cdot)\|_\lambda \\
 & + \frac{m_3}{\lambda - a} (1 - e^{(a-\lambda)\Gamma}) \|\delta u_{k+1}(\cdot)\|_\lambda, \text{ for } \lambda \neq a
 \end{aligned} \tag{13}$$

가 되고, 이를 정리하면 다음과 같이 되며

$$\begin{aligned}
 & [1 - \frac{m_3}{\lambda - a} (1 - e^{(a-\lambda)\Gamma})] \|\delta u_{k+1}(\cdot)\|_\lambda \\
 & \leq [l_1 + \frac{m_1}{\lambda - a} (1 - e^{(a-\lambda)\Gamma})] \|\delta u_k(\cdot)\|_\lambda \\
 & + [l_2 + \frac{m_2}{\lambda - a} (1 - e^{(a-\lambda)\Gamma})] \|\delta u_{k-1}(\cdot)\|_\lambda
 \end{aligned}$$

λ 가 충분히 클 경우 다음 식으로 나타난다.

$$\begin{aligned}
 \|\delta u_{k+1}(\cdot)\|_\lambda & \leq \frac{l_1 + \frac{m_1}{\lambda - a} (1 - e^{(a-\lambda)\Gamma})}{1 - \frac{m_3}{\lambda - a} (1 - e^{(a-\lambda)\Gamma})} \|\delta u_k(\cdot)\|_\lambda \\
 & + \frac{l_2 + \frac{m_2}{\lambda - a} (1 - e^{(a-\lambda)\Gamma})}{1 - \frac{m_3}{\lambda - a} (1 - e^{(a-\lambda)\Gamma})} \|\delta u_{k-1}(\cdot)\|_\lambda
 \end{aligned} \tag{14}$$

여기에서 다음 관계가 성립한다고 가정할 때

$$\frac{l_1 + \frac{m_1}{\lambda - a} (1 - e^{(a-\lambda)\Gamma})}{1 - \frac{m_3}{\lambda - a} (1 - e^{(a-\lambda)\Gamma})} + \frac{l_2 + \frac{m_2}{\lambda - a} (1 - e^{(a-\lambda)\Gamma})}{1 - \frac{m_3}{\lambda - a} (1 - e^{(a-\lambda)\Gamma})} < 1$$

k 가 증가함에 따라 $\|\delta u_k(\cdot)\|_\lambda$ 가 0으로 수렴한다는 것을 보이는 것은 그리 어렵지 않다. 즉

$$w_{k+2} \leq r w_{k+1} + s w_k \quad (r, s > 0)$$

과 같은 성질을 갖는 nonnegative sequence $\{w_k\}$, $k=1, 2, 3, \dots$ 는 $r+s < 1$ 이면 항상 0으로 수렴한다는 사실로부터 쉽게 알 수 있다.

한편 조건 (A2)로부터 $l_1 + l_2 < 1$ 이므로 $\lambda > 0$ 를 충분히 크게 잡음으로써 항상 다음 부등식 (15)가 성립할 수 있도록 할 수 있다.

$$\frac{l_1 + l_2 + \frac{m_1}{\lambda - a} (1 - e^{(a-\lambda)\Gamma}) + \frac{m_2}{\lambda - a} (1 - e^{(a-\lambda)\Gamma})}{1 - \frac{m_3}{\lambda - a} (1 - e^{(a-\lambda)\Gamma})} < 1 \tag{15}$$

따라서 k 가 커짐에 따라 $\|\delta u_k(\cdot)\|_\lambda$ 는 0으로 수렴하게 된다.

한편, $\|\cdot\|_\lambda$ 의 정의로부터

$$\sup_{t \in [0, T]} \|\delta u_k(t)\| \leq e^{\lambda T} \|\delta u_k(\cdot)\|_{\lambda}$$

의 관계가 성립하므로 결국 k 가 커짐에 따라 $\sup_{t \in [0, T]} \|\delta u_k(t)\|$ 가 0으로 수렴하게 된다.

이는 곧

$$u_k(t) \rightarrow u_d(t) \text{ as } k \rightarrow \infty \text{ on } t \in [0, T] \tag{16}$$

을 의미하며, 더구나 이는 다시 식 (10)에 의해

$$x_k(t) \rightarrow x_d(t) \text{ as } k \rightarrow \infty \text{ on } t \in [0, T] \tag{17}$$

이 성립함을 의미한다. 따라서 식 (4), (16), (17)로부터

$$y_k(t) \rightarrow y_d(t) \text{ as } k \rightarrow \infty \text{ on } t \in [0, T]$$

이 성립함을 알 수 있다.

<증명끝>

3. 검토 및 고찰

본 논문에서는 수렴 성능을 향상시키고 외란에 대한 robustness를 증대시키기 위해, 2차 반복 학습제어 방법을 근간으로 하여 여기에 제환 항을 추가로 갖는 새로운 학습제어 알고리즘을 제안하고, 제안한 알고리즘의 수렴성의 증명 및 수렴 조건을 제시하였다. 특히 외란의 제거와 시스템의 안정화를 위하여 제환 루프가 제어 시스템에 필요하다는 사실을 상기해 보면, 외란에 대한 robustness를 증대시키기 위한 제환 항을 함께 고려함으로써 더 좋은 결과를 낼 수 있음을 알 수 있다. 그리고 본 알고리즘의 수렴 조건 (A1), (A2)를 살펴 보면, [10]에서의 수렴 조건보다 제어계수의 수가 한 개 더 많음을 알 수 있고, 따라서 수렴 속도를 향상시킬 수 있는 여지가 훨씬 더 많다는 것을 알 수 있다. 또한 본 알고리즘의 수렴 조건을 살펴 보면 시스템의 입력과 출력 사이의 직달항인 D 항이 오차의 수렴에 있어서 가장 중요한 역할을 한다는 것을 알 수 있으며, 바로 이러한 이유로 인해 서 기존의 방법들이 흔히 시간에 대한 미분기를 이용해 왔다는 사실을 알 수 있다.¹²⁾

4. 결 론

본 논문에서는 로봇트 매니퓰레이터 등의 제어에 있어서 학습제어의 수렴 성능을 향상시키는 동시에 외란 등에 대한 시스템의 robustness를 더욱 증대시키고 아울러 시스템을 더욱 안정화시키기 위한 방법으로, 제환을 갖는 2차 반복 학습제어 알고리즘을 제안하였고, 이 알고리즘에 의해 시스템 출력이 목표 출력에 수렴하도록 보장한다는 것을 증명해 보였으며, 수렴하기 위한 조건들을 제시하였다. 한편 본 알고리즘이 로봇트 매니퓰레이터의 제어에 있어 훨씬 더 성능 향상을 기하기 위해서 이에 적합한 더 좋은 충분 조건의 도출 등이 해결해야 할 과제로 남아 있다.

감사의 글: 본 연구는 1997년도 교내 연구비 지원에 의하여 행하여 졌습니다.

참고문헌

1. M. Uchiyama, "Formulation of High-Speed Motion Pattern of a Mechanical Arm by Trial", Trans. Society of Instrument and Control Engineers of Japan, Vol. 14, No. 6, pp. 706-712, 1978.
2. S. Arimoto, S. Kawamura and F. Miyazaki, "Bettering Operation of Robots by Learning", Journal of Robotic Systems, Vol. 1, No. 2, pp. 123-140, 1984.
3. S. Arimoto, S. Kawamura and F. Miyazaki, "Bettering Operation of Dynamic Systems by Learning: A New Control Theory for Servomechanism or Mechatronic Systems", Proc. of 23rd Conf. on Decision and Control, Lasvegas, pp. 1064-1069, Dec, 1984.
4. S. Arimoto, "Mathematical Theory of Learning with Applications to Robot Control", Proc. of 4th Yale Workshop on Application of Adaptive Systems, New Haven, Connecticut, pp. 379-388, May, 1985.
5. S. Kawamura and F. Miyazaki, S. Arimoto, "Applications of Learning Method for Dynamic Control of Robot Manipulators", Proc. of 24th IEEE Conference on Decision and Control, Ft. Lauderdale, FL., pp. 1381-1386, 1985.
6. Y. Gu and N. Loh, "Learning Control in Robotic Systems", Proc. IEEE International Symposium on Intelligent Control, Philadelphia, Pa. pp. 360-364, 1987.
7. S. R. Oh, Z. Bien and I. H. Suh, "An Iterative Learning Control Method with Application for the Robot Manipulator", IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol. 4, No. 5, pp. 508-514, 1988.
8. P. Bondi, G. Casalino and L. Gambardella, "On the Iterative Learning Control Theory for Robotic manipulators", IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol. 4, No. 1, pp. 14-22, 1988.
9. J. W. Lee and Z. Bien, "Learnig Controller Design Based on 2-D System Theory", IFAC Symposium on Distributed intelligence Systems, Arlington VA, USA, pp. 151-154, 1991.
10. Z. Bien and K. M. Huh, "Higher-order Iterative Learning Control Algorithm", IEE Proceedings, Part. D, Vol. 136, No. 3, May, 1989.
11. V. Lakshmikantham and S. Leela, Differential and Integral Inequalities, Vol. 1, Academic Press, pp. 37-41, 1969.
12. T. Sugie and T. Ono, "On a Learning Control Law", System and Control, Vol. 31, No. 2, Japan, pp. 129-135, 1987.

A Study on the Control Performance Enhancement of Robots by Learning Control Method

Kyung-moo Huh* and Chang-ki Kim**

ABSTRACT

In this paper a second-order iterative learning control algorithm with feedback is discussed in detail for use in real systems, particularly for the trajectory-tracking control of robot manipulator. In contrast to other known methods, the proposed learning control scheme can utilize more than one past error history contained in the trajectories generated at prior iterations, and a feedback term is added in the learning control scheme. The convergence condition of the proposed algorithm is provided, and the enhancement of robustness to disturbances is discussed.