

주기적 외란을 수반하는 시스템의 적응 신경망 회로 기법에 의한 오차 제거

Error Elimination for Systems with Periodic Disturbances using Adaptive Neural-Network Technique

김 한 중, 박 종 구

(Han-Joong Kim and Jong-Koo Park)

Abstract : A control structure is introduced for the purpose of rejecting periodic (or repetitive) disturbances on a tracking system. The objective of the proposed structure is to drive the output of the system to the reference input that will result in perfect following without any changing the inner configuration of the system. The structure includes an adaptation block which learns the dynamics of the periodic disturbance and forces the interferences, caused by disturbances, on the output of the system to be reduced. Since the control structure acquires the dynamics of the disturbance by on-line adaptation, it is possible to generate control signals that reject any slowly varying time-periodic disturbance provided that its amplitude is bounded. The artificial neural network is adopted as the adaptation block. The adaptation is done at an on-line process. For this, the real-time recurrent learning (RTRL) algorithm is applied to the training of the artificial neural network.

Keywords : disturbance rejection, on-line adaptation, artificial neural network

1. 서론

일반적으로 동적 시스템은 잡음이나 진동 등의 바람직하지 않은 고유 특성을 지닌다. 외란이 시스템에 가해지면 시스템의 성능은 저하되고, 안정도나 견실성 또한 영향을 받게 된다. 예를 들어, 어떤 페루프 시스템의 이용 가능 대역폭(bandwidth)은 서보 시스템의 측정 잡음에 의해 영향을 받는다. 따라서 시스템이 설계 사양에 맞는 성능을 발휘하게 하려면, 외란에 대한 적절한 대처가 필요하다.

외란은 시불변 시스템(time-invariant system)과 시변 시스템(time-varying system) 모두에서 시스템에 악영향을 끼칠 수 있다. 그 가운데 시불변 시스템에 대해서는 특정 주파수의 외란을 제거하는 여러 해결책들이 제시되었다. 이런 해결 방법들의 유효한 대상은 사실상 비주기적 시스템(aperiodic system), 즉 모든 계수가 상수인 미분 방정식으로 표현되는 시스템에 한정된다. 즉 이러한 방법으로는 임의의 시간 주기적 시스템을 다루는 것이 쉽지 않다. 시간 주기적 시스템의 전형적인 예로서 컴퓨터의 보조 기억 장치인 하드 디스크 드라이브(Hard Disk Drive: HDD)를 들 수 있다. 트랙 추종 모드에서 HDD의 서보 제어기는 데이터의 재생 및 기록이 가능하도록 자기 헤드를 트랙에 근접시키는 일을 한다. 만약 디스크의 트랙이 정확하게 스피들 중심과 일치한다면, 입력되는 위치 오차 신호(Position Error Signal: PES)에 반복되는 오차 성분은 없을 것이다. 그러나 HDD는

디스크와 스피들이 물리적으로 결합되어 있다. 그렇기 때문에 디스크와 스피들 사이의 결합은 회전 중심이 정확하게 일치하지 않고 어긋나게 될 가능성이 존재하며, 이때 PES에는 디스크의 회전 주파수를 기본으로 하는 오차가 주기적으로 나타나게 된다. 스피들 중심과 디스크 중심의 불일치, 즉 편심은 스피들 베어링과 함께 반복 오차(repetitive runout)를 유발한다. 이러한 오차가 존재하는 환경에 더하여 트랙을 디스크에 형성시킬 때, 저장 장치의 특성상 트랙과 디스크는 동심원을 이루지 못하게 되므로 트랙 또한 불완전한 원을 형성하게 된다. 즉 트랙의 형태도 반복적인 오차를 유발하는 원인이 되는 것이다.

주기적 오차는 기록 매체이외의 분야에서뿐만 아니라 대부분의 회전운동을 하는 시스템들에서 발생한다. 예를 들어, 헬리콥터에서 날개의 회전은 예측할 수 없는 대기 외란에 의하여 받는 외란 이외에도, 그 자체의 미세한 불균형이 주기적인 오차를 만들어 낸다. 로봇의 매니퓰레이터(manipulator)가 같은 작업을 여러 번 반복해야 하는 상

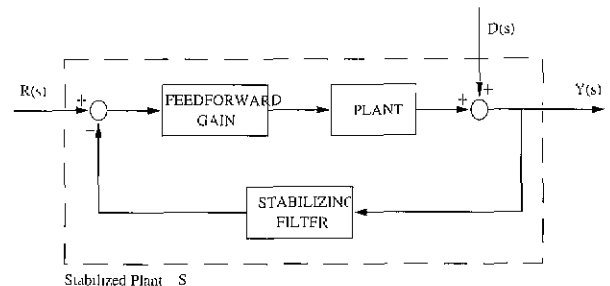


그림 1. 출력에 외란의 영향을 받는 시스템.

Fig. 1. A corrupted system due to the disturbance on the output.

접수일자 : 1998. 11. 26, 수정완료 : 1999. 8. 5.

김한중 : 대한집사기술 주식회사 부설연구소 연구원

박종구 : 성균관대학교 전기전자 및 컴퓨터공학부 부교수

※ 이 논문은 1997년 한국학술진흥재단의 공모과제 연구비에 의하여 연구되었음

황에서는, 작업 지령이 반복적 성질을 지니게 된다. 또한 매니플레이터의 액츄에이터가 어떤 종류의 비선형 특성을 갖는다면, 반복적인 작업으로 인하여 발생하는 액츄에이터의 특성 변화가 출력에 주는 영향도 마찬가지로 주기적 외란으로 모델링할 수 있다. 그림 1에 외란이 존재하는 일반적인 시스템의 블록선도를 도시하였다.

주기적인 오차를 줄이기 위한 노력은 대규모 시스템에서부터, 고수준의 정밀을 필요로 하는 소규모의 정밀 시스템에 이르기까지 다각도로 연구가 이루어지고 있다. 문제의 해결을 위해 고전 제어의 되먹임 방법, 현대 제어의 극점 배치법 등을 적용한 예도 있지만, 대부분 적용 앞먹임 제어의 기법이 주류를 이루고 있다. 적응 필터링, 적응 역 제어(adaptive inverse control), 그리고 filtered-x 알고리즘 등은 신호처리 분야에서 쓰이는 대표적인 적응 앞먹임 기법의 예이다 [5][11]. 이 외에도 IMC 구조[6]를 바탕으로 하는 반복 제어(repetitive control) [1][3][8][10], 학습 제어(learning control) [9] 등이 제어 분야에 주로 사용되고, 현재 Wavelet 변환 영역으로의 접근 방식인 필터 뱅크(filter bank)를 이용하는 기법들이 개발되고 있다 [5]. 그 중 만족할만한 성능 향상 효과를 얻은 방법이 반복 제어 기법이다 그러나 이 방법은 외란 주기를 정확히 알고 있어야하고, 시스템의 동작은 외란의 주기에 동조되어야 한다는 극히 제한적인 사용 조건이 요구되기 때문에 범용의 외란 제어로 사용하기는 쉽지 않다.

본 논문에서는 이러한 반복 제어 기법의 결점을 보완하면서 고정된 주기의 외란이 아니라 천천히 변하는 주기를 갖는 외란에 대해서도 효과적인 제어를 기대할 수 있는 방법을 제안하고자 한다. 제시되는 방법은 안정화된 시스템, 즉 다른 제어를 사용하여 점근적으로 이미 안정화되어 있는 시스템을 그대로 사용할 수 있으므로, 본 논문에서 제시하는 외란 제거 방식은 시스템을 다시 설계하는 과정이 필요 없다는 장점을 갖는다.

II. 외란 제거 신호의 유도

1. 추종 시스템과 외란의 수학적 표현

본 논문에서 다루는 추종 시스템 S(그림 1 참조)는 외란이 시스템의 출력에 직접 영향을 주는 구조로 되어 있다. 이 시스템에서 문제의 초점은 전체 시스템의 출력 $Y(s)$ 에서 외란 $D(s)$ 의 영향을 제거하는 것이다. 그런데 S의 구조를 보면 시스템의 출력 $Y(s)$ 는 이미 설계된 제어기에 되먹임 신호로 사용된다. 이런 이유로 시스템의 출력 $Y(s)$ 에 포함되는 외란 $D(s)$ 도 역시 되먹임 신호에 영향을 주게 된다. 이때 기준 입력, 외란, 그리고 출력간의 전달함수를 다음과 같이 정의한다.

정의 1 그림 1에서 시스템 S가 $R(s)$ 와 $D(s)$ 를 입력으로 $Y(s)$ 를 출력으로 할 때, 전달 함수 $P(s)$ 와 $P_d(s)$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$P(s) \equiv \left. \frac{Y(s)}{R(s)} \right|_{D(s)=0} \quad (1)$$

$$P_d(s) \equiv \left. \frac{Y(s)}{D(s)} \right|_{R(s)=0} \quad (2)$$

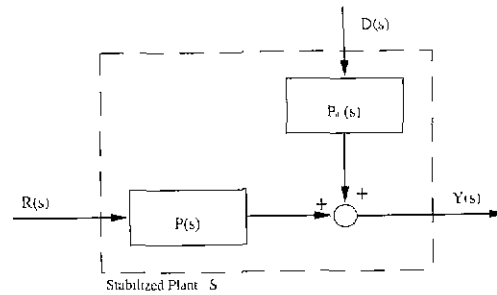


그림 2. 그림 1의 시스템을 변형한 구조
Fig. 2. Equivalent system to Fig. 1.

$P(s)$ 는 시스템의 전달 함수(transfer function)를, 그리고 $P_d(s)$ 는 민감도 함수(sensitivity function)를 의미한다. 정의 1을 이용하면 시스템 S의 출력 $Y(s)$ 는 다음과 같은 수식으로 표현이 가능하다

$$Y(s) = P(s)R(s) + P_d(s)D(s) \quad (3)$$

즉 시스템 S의 출력은 기준 입력 $R(s)$ 와 외란 $D(s)$ 에 대한 각각 서로 다른 응답의 합으로 주어진다. 시스템 S를 (3)으로 표현한 구조가 그림 2이다.

본 논문에서는 SISO(Single-Input Single-Output) 시스템을 고려하며, 시스템에 대한 신호는 시스템의 입력과 전체 시스템의 출력만을 알 수 있다고 가정한다. 새로운 외란 제거 구조를 제시하기 위해서는 아래와 같은 조건이 필요하다. 즉 그림 2에서 대상 시스템의 전달 함수 $P(s)$ 는 다음의 조건을 만족한다고 가정한다.

가정 1 :

$$\lim_{s \rightarrow 0} P(s) = 1 \quad (4)$$

이 가정은 제어의 대상이 점근적으로 안정한 시스템 이면서 DC 이득이 1이라는 것으로서, 이는 unity-feedback 시스템에서 만족하는 조건이다. 그리고 그림 1과 같은 피드백 시스템의 민감도 함수 $P_d(s)$ 는 일반적으로 다음 조건을 만족한다.

$$0 < \|P_d(s)\|_{\infty} < 1 \quad (5)$$

2. 이상적인 외란 제거 신호 $U_{DD}(s)$

본 논문에서 다루는 외란을 수반하는 시스템은 그림 1에 나타나 있는 것처럼 외란이 시스템의 출력에 덧붙여지는 구조로 이루어져 있다. 외란이 없는 상황에서 전체 시스템의 출력 $Y(s)$ 은 다음과 같다.

$$Y(s) = P(s)R(s) \quad (6)$$

$P(s)$ 는 가정 1을 만족하는 추종 시스템의 전달 함수 이므로 시간 영역에서의 출력 $y(t)$ 는 기준 입력 $r(t)$ 에 수렴한다. 외란을 제거하기 위하여 그림 3과 같이 적절한 제어 신호 $U_{DD}(s)$ 를 시스템의 기준 입력 $R(s)$ 와 조합한다.

정의 2 : $Q(s)$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$Q(s) \equiv \frac{U(s)}{Y(s)} \quad (7)$$

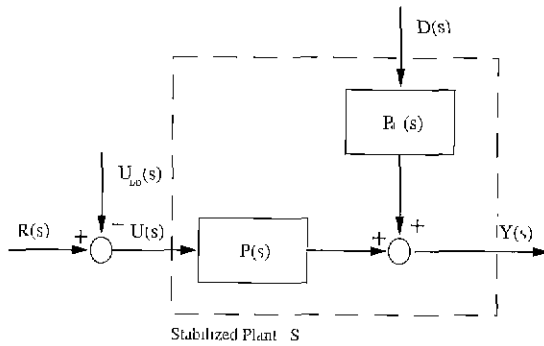


그림 3. 외란을 제거하기 위해 제어 신호를 덧붙인 시스템.

Fig. 3. A control signal is added to reduce the effect of the disturbance.

정리 1 : 제어 신호 $U_{DD}(s)$ 가 다음 식을 만족한다면, 시스템의 출력 $U(s)$ 는 (6)으로 표현된다.

$$U_{DD}(s) = \frac{Y(s)}{P(s)} - Q(s)Y(s) \quad (8)$$

증명 : 제어 신호 $U_{DD}(s)$ 가 삽입되면, 출력 $Y(s)$ 는 (3) 대신 입력 신호 $R(s)$, 제어 신호 $U_{DD}(s)$, 그리고 외란 $D(s)$ 를 사용하여 다음과 같이 표현된다.

$$Y(s) = P(s)R(s) - P(s)U_{DD}(s) + P_d(s)D(s) \quad (9)$$

우리가 원하는 전체 시스템의 출력 $Y(s)$ 은 최종적으로 (6)과 같아야 한다. (3)과 (9)를 연립하여 제어 신호 $U_{DD}(s)$ 를 구하면 다음과 같다.

$$U_{DD}(s) = \frac{P_d(s)D(s)}{P(s)} \quad (10)$$

(10)이 외란 $D(s)$ 를 제거하기 위한 이상적인 제어 신호 $U_{DD}(s)$ 의 표현이다. 그림 3에서 입력 신호 $R(s)$, 제어 신호 $U_{DD}(s)$, 그리고 새로운 제어 신호 $U(s)$ 사이의 관계식은 다음과 같다.

$$U(s) = R(s) - U_{DD}(s) \quad (11)$$

여기서 $R(s)$ 는 이미 알려져 있는 신호이고, $U_{DD}(s)$ 는 제어 구조에서 추가로 발생하는 신호이므로 역시 알 수 있는 값이다. $U(s)$ 를 사용하여 (9)를 다시 기술하면 다음과 같다.

$$Y(s) = P(s)U(s) + P_d(s)D(s) \quad (12)$$

여기서 입력을 $Y(s)$ 로, 그리고 출력을 $U(s)$ 로 하는 시스템을 고려한다. 이 시스템의 전달 함수는 $U(s)/Y(s)$ 이고, (12)를 변형하여 다음을 얻는다.

$$\frac{U(s)}{Y(s)} = \frac{1}{P(s)} \left(1 - \frac{P_d(s)D(s)}{Y(s)} \right) \quad (13)$$

이 전달 함수는 (7)에 의하여 $Q(s)$ 로 정의되어 있다. 이제 (13)을 변형하여 시스템 S 의 전달 함수 $P(s)$, $P_d(s)$, 그리고 외란 $D(s)$ 로 표현되는 제어 신호 $U_{DD}(s)$ 를 구하도록 한다. (13)의 우변을 전개하였을 때, 두 번째 항은 (10)에 의하여 다음과 같이 변형된다.

$$\begin{aligned} \frac{1}{P(s)} \cdot \frac{P_d(s)D(s)}{Y(s)} &= \frac{P_d(s)D(s)}{P(s)} \cdot \frac{1}{Y(s)} \\ &= U_{DD}(s) \cdot \frac{1}{Y(s)} \end{aligned} \quad (14)$$

(14)의 우변에는 원하는 제어 신호 $U_{DD}(s)$ 가 포함되어 있다. 그러므로 (13)을 전개하여 (14)을 적용하면, 전달 함수 $Q(s)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$Q(s) = \frac{1}{P(s)} - \frac{U_{DD}(s)}{Y(s)} \quad (15)$$

이를 변형하면 제어 신호 $U_{DD}(s)$ 를 $Q(s)$ 로써 표현 가능하게 되며, 그 결과가 (8)이다. 즉 (8)과 (10)은 동등한 식이며, 이 신호를 적용하면 시스템 출력 $Y(s)$ 는 (6) 된다.

(8)에서 표현된 제어 신호 $U_{DD}(s)$ 를 얻으려면, 시스템의 전달 함수 $P(s)$ 의 역을 알아야 한다. 그런데 $P(s)$ 는 정확히 알려져 있지 않다. 또 $P(s)$ 를 알고 있다 하더라도 그 역의 안정도를 보장할 수 없다. 그러므로 정리 1 처럼 $P(s)$ 의 역을 사용하여 제어 신호 $U_{DD}(s)$ 를 구성하는 것은 현실적이지 못하다.

3. 변형된 외란 제거 신호 $\tilde{U}_{DD}(s)$ 를 이용하는 외란 제거 구조

$P(s)$ 는 앞의 가정 1의 조건을 만족하는 추종 시스템이다. 즉 시스템의 출력 $Y(s)$ 는 입력 $R(s)$ 와 궁극적으로는 같아야 한다. 본 논문에서는 이상적인 제어 신호 $U_{DD}(s)$ 대신 다음의 식으로 표현되는 $\tilde{U}_{DD}(s)$ 를 고려한다.

$$\tilde{U}_{DD}(s) = Y(s) - Q(s)Y(s) \quad (16)$$

제어 신호 $\tilde{U}_{DD}(s)$ 를 사용하면, 시스템의 출력 $Y(s)$ 는 (9)에서 다음 식으로 변형된다.

$$Y(s) = P(s)R(s) - P(s)\tilde{U}_{DD}(s) + P_d(s)D(s) \quad (17)$$

정리 2 : 그림 3과 같은 시스템에서 (8)의 이상적인 제어 신호 $U_{DD}(s)$ 대신 (16)의 $\tilde{U}_{DD}(s)$ 가 사용된다면, 시스템의 출력 $Y(s)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$Y(s) = R(s) \quad (18)$$

증명 : (16)을 (17)에 대입하여 전체 시스템의 출력 $Y(s)$ 의 표현을 구하면 다음과 같다

$$Y(s) = P_d(s)D(s) + P(s)[R(s) - \{Y(s) - Q(s)Y(s)\}] \quad (19)$$

(19)을 전개하여 정리하면

$$(1 + P(s) - P(s)Q(s))Y(s) = P_d(s)D(s) + P(s)R(s) \quad (20)$$

여기서 $Q(s)$ 는 (7)으로 정의되었고, 그 의미는 (13)과 같다. (13)을 (20)에 대입하면 (20)은 다음과 같고,

$$\left[1 + P(s) - P(s) \cdot \frac{1}{P(s)} \left\{ 1 - \frac{P_d(s)D(s)}{Y(s)} \right\} \right] Y(s) = P_d(s)D(s) + P(s)R(s) \quad (21)$$

이를 정리하면 (18)이 된다.

그림 4에 전체 시스템 구성에 있어 제어 신호 $\tilde{U}_{DD}(s)$

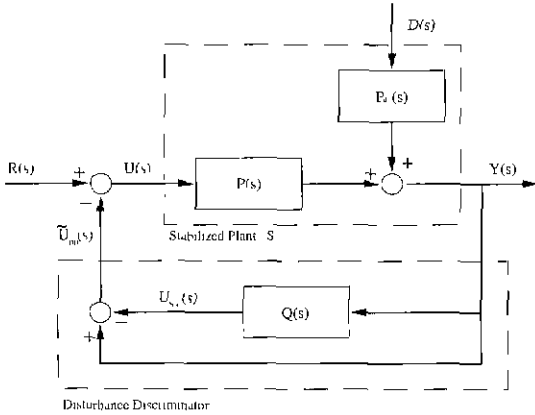


그림 4. 외란 제거를 위하여 외란 식별자 (disturbance discriminator)를 사용한 시스템.
Fig. 4. The system configuration introduced the disturbance discriminator.

를 사용하는 외란 제거 구조를 도시하였다.

III. 외란 식별자 (Disturbance Discriminator)

그림 4에서 점선으로 이루어진 아래쪽 사각형 내부는 식 (16)을 블록선도로 표현한 것이다. 이 구조를 외란 식별자(disturbance discriminator)라 부르기로 한다. 외란을 제거하는 제어 신호 $\bar{U}_{DD}(s)$ 가 외란 식별자의 출력에 해당한다.

앞의 정리 2에서는 $Q(s)$ 가 (13)의 정의대로 구현되어 있고, (16)의 제어 신호 $\bar{U}_{DD}(s)$ 가 사용된다면, 전체 시스템의 출력 $Y(s)$ 에서 외란 $D(s)$ 의 영향이 제거되어 완전 추종이 이루어진다는 것을 증명하였다. 그러나 이는 $P(s)$ 가 분모의 차수가 분자의 차수보다 크거나 불안정한 영점을 갖는 경우 $Q(s)$ 는 불안정하며 고주파 신호의 증폭을 초래하는 등 실현 불가능한(unrealizable) 것으로 단순한 수식적인 유도만을 통한 이상적인 시스템에 불과하다. 따라서 (7)에 정의된 $Q(s)$ 의 출력 대 입력의 관계식으로부터 실현 가능한 $Q(s)$ 의 근사 시스템을 구현하도록 한다.

1. 외란 식별자를 위한 적응 모델링 기법

실현 가능한 $Q(s)$ 의 근사치를 구현하는 방법으로 적응 모델링 기법을 사용한다. 적응 모델링 기법을 통해 얻는 $Q(s)$ 의 근사치를 $\hat{Q}(s)$ 라고 할 때, 모델링 오차 $\delta(s)$ 의 존재를 고려하여 $\hat{Q}(s)$ 를 다음 식으로 표현할 수 있다.

$$\hat{Q}(s) = Q(s) + \delta(s) \quad (22)$$

제시된 구조에서는 $Q(s)$ 대신에 $\hat{Q}(s)$ 가 사용되므로, (16)의 제어 신호 $\bar{U}_{DD}(s)$ 는 다음과 같은 신호 $\bar{U}_{DD}(s)$ 를 사용한다.

$$\bar{U}_{DD}(s) = Y(s) - \hat{Q}(s)Y(s) \quad (23)$$

외란 식별자는 실제 시스템 $P(s)$ 의 입력 $U(s)$ 과 전체 시스템의 출력 $Y(s)$ 를 입력으로 받는다. $\hat{Q}(s)$ 를 $Q(s)$ 에 근사화시키는 적응 모델링 기법을 유도하려면, 근사 정

도를 나타내는 평가 함수가 필요하다.

$\hat{Q}(s)$ 의 출력을 $U_{NM}(s)$ 로, 그리고 $P(s)$ 의 입력 $U(s)$ 와 $U_{NM}(s)$ 사이의 차를 $E(s)$ 라 정한다. 즉

$$E(s) \equiv U(s) - U_{NM}(s) \quad (24)$$

여기서 $U(s) = R(s) - \bar{U}_{DD}(s)$, $\bar{U}_{DD}(s) = Y(s) - U_{NM}(s)$ 이다 이를 (24)에 대입한다.

$$E(s) = R(s) - \bar{U}_{DD}(s) - U_{NM}(s) \quad (25) \\ = R(s) - Y(s)$$

그러므로 $E(s)$ 는 입력 신호 $R(s)$ 와 출력 신호 $Y(s)$ 의 차이로 간단하게 표현된다. (3)을 이용하여 (25)를 다음과 같이 다시 쓴다.

$$E(s) = R(s) - P(s)R(s) + P(s)\bar{U}_{DD}(s) - P_d(s)D(s) \quad (26)$$

가정 1에 의하여, 시간이 지남에 따라 시간 영역에서 $P(s)$ 의 출력은 기준 입력 $r(t)$ 에 수렴한다. 이는 기준 입력과 직접 연관되어 있는 (26) 우변의 앞 두 항이 서로 상쇄되는 효과를 얻게 됨을 의미한다.

정리 3 : 시간이 지남에 따라 $e(t)$ (연속 시간 영역에서의 $E(s)$)는 외란의 영향을 받는 신호만이 존재한다. 이를 수식으로 표현하면 다음의 관계가 성립한다.

$$\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = \lim_{s \rightarrow 0} s^{-1} \{P(s)\bar{U}_{DD}(s) - P_d(s)D(s)\} \quad (27)$$

$e(t)$ 는 시스템에 대한 외란의 영향을 나타내는 것이다. 외란의 영향을 감소시키기 위해서는 $e(t)$ 를 줄여야 한다. (27)을 통해서 외란의 영향이 완전히 소거되었을 때의 제어 신호 $\bar{U}_{DD}(s)$ 의 표현을 얻게 된다.

$$\bar{U}_{DD}(s) \cong U_{DD}(s) = \frac{P_d(s)D(s)}{P(s)} \quad (28)$$

이 식은 외란의 영향 $e(t)$ 가 0으로 줄어든다면, $\bar{U}_{DD}(s)$ 가 (10)의 이상적인 제어 신호 $U_{DD}(s)$ 로 수렴한다는 것을 의미한다.

한편 (13)을 (22)에 대입하여 $\hat{Q}(s)$ 를 다시 쓰면,

$$\hat{Q}(s) = Q(s) + \delta(s) \quad (29) \\ = \frac{1}{P(s)} \left(1 - \frac{P_d(s)D(s)}{Y(s)} \right) + \delta(s)$$

$Y(s)$ 의 표현이 (17)이므로, 이를 대입하면 $\hat{Q}(s)$ 는 다음과 같다.

$$\hat{Q}(s) = \frac{R(s) - \bar{U}_{DD}(s)}{Y(s)} + \delta(s) \quad (30)$$

$\bar{U}_{DD}(s)$ 는 (23)으로 표현되므로, (23)을 (30)에 대입하여 다음 식을 얻는다.

$$\hat{Q}(s) = \frac{R(s) - Y(s) + \hat{Q}(s)Y(s)}{Y(s)} + \delta(s) \quad (31)$$

식을 정리하면 양변에서 $\hat{Q}(s)$ 의 항들은 소거된다.

$$0 = R(s) - Y(s) + \delta(s)Y(s) \quad (32)$$

그런데, (25)에 의하여 $E(s) = R(s) - Y(s)$ 이므로,

$$0 = E(s) + \delta(s)(R(s) - E(s)) \quad (33)$$

이고, 이를 정리하여 $E(s)$ 를 $\delta(s)$ 에 대해서 나타내면 다음과 같다.

$$E(s) = \frac{\delta(s)R(s)}{\delta(s)-1} \quad (34)$$

이상의 전개를 근거로 정리 4를 얻는다.

정리 4. $\hat{Q}(s)$ 가 $Q(s)$ 를 정확히 모델링하여 그 오차 $\delta(s)$ 가 0으로 수렴하면, $E(s)$ 도 0이 된다. 또한 그 역도 성립한다.

$E(s)$ 는 시스템에 대한 외란의 영향을 나타내는 것이다. 외란의 영향을 감소시키기 위해서는 $E(s)$ 를 줄여야 한다. $E(s)$ 가 줄어들면 제어 신호 $\bar{U}_{DD}(s)$ 는 이상적인 제어 신호 $U_{DD}(s)$ 로 수렴한다. 그러므로 적응 모델링 기법에 $E(s)$ 를 평가 함수로 사용한다면, 외란의 제거에 적합한 제어 신호 $\bar{U}_{DD}(s)$ 를 얻게 되며, 모델링 오차 $\delta(s)$ 를 줄여 $\hat{Q}(s)$ 를 $Q(s)$ 에 근사화하게 된다.

2. 외란 식별자의 모델링 오차

본 논문에서 제시한 외란 식별자를 사용한 경우, 주기적인 외란이 크기가 줄어든 상태로 여전히 같은 주파수로 그 영향이 남아 있게 된다. 외란 식별자를 구성하여 적용한 경우에 오차가 0이 되지 않는 이유를 간단한 시스템에서 살펴보자 이때 외란 식별자는 적응 FIR 필터로 구성되어있다고 가정한다.

시스템의 출력 $y(n)$ 이 이산 시간 영역에서 다음의 식으로 표현된다고 하자.

$$y(n) = a(n)y(n-1) + b(n)u(n) \quad (35)$$

마찬가지로 $p+1$ 개의 계수를 갖는 적응 FIR 필터의 출력 $z(n)$ 을 다음의 식으로 표현한다.

$$\begin{aligned} z(n) &= w(n)y(n) + w(n-1)y(n-1) + \dots \\ &\quad + w(n-p)y(n-p) \\ &= W^T(n)Y(n) \end{aligned} \quad (36)$$

여기서,

$$\begin{aligned} W(n) &= [w(n) \ w(n-1) \ \dots \ w(n-p)]^T \\ Y(n) &= [y(n) \ y(n-1) \ \dots \ y(n-p)]^T \end{aligned} \quad (37)$$

이다. 시스템의 차수가 1이므로 $p=0$ 이고 적응 FIR 필터의 계수는 2개로 정해진다. 그렇다면 모델링 오차 $e(n)$ 는 다음의 식으로 표현된다.

$$e(n) = u(n) - z(n) \quad (38)$$

(35)을 $u(n)$ 에 대하여 풀면 다음 식을 얻는다.

$$u(n) = \frac{1}{b(n)} y(n) - \frac{a(n)}{b(n)} y(n-1) \quad (39)$$

여기서 $b(n) \neq 0$ 이라 가정한다. 모델링 오차가 0이 되려면, (38)에 의하여 $u(n) = z(n)$ 이어야 한다. 그러므로 (39)에서 최적의 필터 계수를 구하게 된다.

$$W_{opt}(n) = \begin{bmatrix} 1/b(n) \\ -a(n)/b(n) \end{bmatrix} \quad (40)$$

최적의 필터 계수 $W_{opt}(n)$ 가 (40)이라고 할 때, 모든 시

간에서의 필터 계수 $W(n)$ 를 다음과 같은 상황에서 비교해 본다 만약 $b(n)=1$, $a(n)=a_1+a_2\sin(2\pi n/m)$ 인 시스템이라고 한다면, 시스템은 m 을 이산 시간상의 주기로 변하는 시변 시스템이다. 그렇다면 시간 $n+1$ 에서의 최적 필터 계수 $W_{opt}(n+1)$ 는 다음의 식으로 표현된다.

$$W_{opt}(n+1) = \begin{bmatrix} 1 \\ -a_1 - a_2 \sin\left(\frac{2\pi(n+1)}{m}\right) \end{bmatrix} \quad (41)$$

이는 다음과 같이 전개가 가능하고,

$$\begin{aligned} W_{opt}(n+1) &= \begin{bmatrix} 1 \\ -a_1 - a_2 \sin\frac{2\pi n}{m} + a_2 \sin\frac{2\pi n}{m} - a_2 \sin\frac{2\pi(n+1)}{m} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (42)$$

이를 변형하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} W_{opt}(n+1) &= \begin{bmatrix} 1 \\ -a_1 - a_2 \sin\left(\frac{2\pi n}{m}\right) \end{bmatrix} \\ &\quad + \begin{bmatrix} 0 \\ a_2 \left\{ \sin\left(\frac{2\pi n}{m}\right) - \sin\left(\frac{2\pi(n+1)}{m}\right) \right\} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (43)$$

이는 다시 아래의 식으로 간략하게 표현할 수 있다.

$$W_{opt}(n+1) = W_{opt}(n) + f(n) \quad (44)$$

$f(n)$ 는 최적 필터의 계수를 계속해서 변화시키는 기능을 맡는다. 이제 최적 필터 계수 $W_{opt}(n)$ 와 시간 n 에서의 필터 계수 $W(n)$ 사이의 오차 $\epsilon(n)$ 를 구하기 위하여 다음의 식으로 표현되는 LMS 계수 조정법을 고려한다.

$$W(n+1) = W(n) + \mu e(n)Y(n) \quad (45)$$

여기서 μ 는 학습률로 정의된다. 이를 이용하여 시간 $n+1$ 에서의 $\epsilon(n)$ 를 구하면,

$$\begin{aligned} \epsilon(n+1) &= W(n+1) - W_{opt}(n+1) \\ &= W(n) + \mu e(n)Y(n) - W_{opt}(n) - f(n) \end{aligned} \quad (46)$$

이를 정리하면 다음의 식으로 간략화 된다.

$$\epsilon(n+1) = (I - \mu Y(n)Y^T(n))\epsilon(n) - f(n) \quad (47)$$

위 식에서 $f(n)$ 는 주기적으로 변화하는 부분으로서, 0으로 수렴하지 않는 성질을 갖는다. 그러므로 $\epsilon(n)$ 는 결코 0으로 수렴하지 않는다는 사실을 알 수 있다. 이에 따라서 시간상의 최적 필터 계수 $W_{opt}(n)$ 는 항상 $f(n)$ 만큼의 오차를 포함하게 된다.

$f(n)$ 의 존재는 시스템의 주기성에 의한 것이다. 만약 시스템의 주기가 무한대, 즉 $m \rightarrow \infty$ 라면, $f(n)$ 는 0이 된다는 것을 앞의 전개를 통하여 얻게 된다. 천천히 변화하는 시스템일수록 주기가 길고, $f(n)$ 도 미미한 변화를 하므로 적응 필터의 계수는 최적 필터의 계수와 거의 유사하게 된다. 따라서 변화 주기가 긴 시스템일수록 오차 $e(n)$ 의 크기도 줄어들게 된다.

IV. 신경망 회로를 이용한 전달함수 $\hat{Q}(s)$ 의 구현

동적 제어 시스템의 복잡성과 시스템의 불확실성의 증가로 인하여, 인공 신경망의 특성, 즉 병렬 구조에 근

거하여 시스템을 근사화시키는 학습 능력이 주목을 받게 되었다. 고도의 자율성을 갖는 인공 신경망을 이용하여 제어 시스템에 필수적인 기능들을 실현하게 된 것이다. 수많은 구조의 인공 신경망이 있지만 그 중 일반적인 구조가 다층 인공 신경망이다. 이런 구조를 사용하는 제어 시스템의 가장 중요한 특징은, 어떤 기능이라도 원하는 만큼의 정확도로 근사화할 수 있다는 것이다.

외란 식별자의 내부에 사용되는 $\hat{Q}(s)$ 는 다층 신경망으로 구현하였다 시스템 식별을 하는데 있어서 인공 신경망을 학습시키는 방법으로 RTRL(Real-Time Recurrent Learning)[12]을 사용하도록 한다. 이때 시스템의 입력과 출력값이 학습에 필요한 자료가 된다. 기본 조건으로는 식별하려는 시스템의 동작 범위를 인공 신경망이 처리할 수 있어야 한다는 것이다. 시스템 식별을 하려면 시스템의 상태 변화 정보를 인공 신경망에 전달해야 하는데, 보통 시스템의 입출력에 지연 소자(tapped delay)를 붙여서 상태 정보를 인위적으로 만든다. 이때 사용하는 지연 소자의 개수와 인공 신경망을 이루는 뉴런의 개수는 설계자가 원하는 정확도에 맞추어 설정하게 된다. 일반적으로 시스템의 차수에 맞추어 지연 소자의 개수를 정한 다음, 인공 신경망의 구조와 사용 뉴런의 수를 조정한다.

인공 신경망의 가중치는 (24)에서 정의된 $E(s)$ 를 이용한 평가 함수로 조정한다. $E(s)$, $U(s)$, 그리고 $U_{NN}(s)$ 의 이산 시간 영역으로의 변환을 각각 e_k , u_k , 그리고 $u_{DD(k)}$ 라고 정한다. 그렇다면 e_k 는 시스템의 입력 u_k 와 인공신경망의 출력 $u_{DD(k)}$ 사이의 차이를 의미한다. 평균 제곱 오차(mean squared error), $\|e_k\|^2$ 를 평가 함수로서 사용한다.

인공 신경망의 입출력 특성이 함수 q 라면, $u_{NN(k)}$ 은 다음의 식으로 표현된다.

$$u_{NN(k)} = q(u_{k-1}, u_{k-2}, \dots, u_{k-m}, y_k, y_{k-1}, \dots, y_{k-p}, W) \quad (48)$$

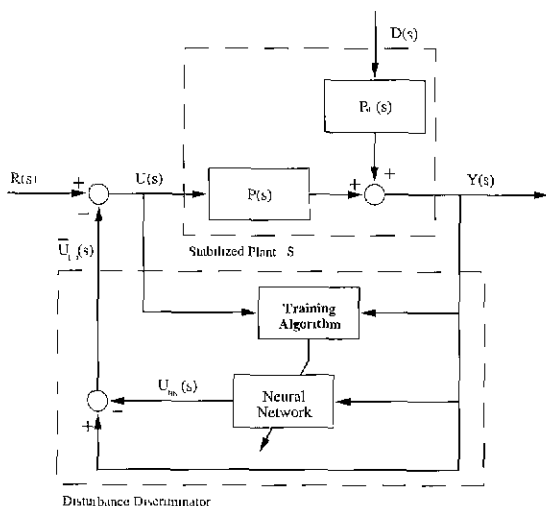


그림 5 외란 식별자를 신경망 회로로 구현한 시스템의 구조.

Fig. 5. An artificial neural-network is adopted as the implementation of $\hat{Q}(s)$.

여기서 u_k 는 시스템의 입력, y_k 는 시스템의 출력, W 는 인공 신경망의 가중치이다. 이산 시간에서의 시스템을 나타내는 함수를 p 라고 한다면, y_k 는 다음의 식으로 표현된다

$$y_k = p(y_{k-1}, y_{k-2}, \dots, y_{k-n}, u_k, u_{k-1}, \dots, u_{k-p}) \quad (49)$$

인공 신경망의 가중치는 다음의 최급 강하법(steepest descent method)에 의하여 조정된다. 즉, 시간이 경과함에 따라서 가중치의 변화는 e_k 의 기울기 반대 방향으로 향하게 된다.

$$\frac{\partial^+ \|e_k\|^2}{\partial W} = -2e_k \frac{\partial^+ y_k}{\partial W} \quad (50)$$

e_k 의 기울기는 chain-rule을 사용하여 구한다.

$$\frac{\partial^+ u_k}{\partial W} = \frac{\partial u_k}{\partial W} + \sum_{j=1}^m \left(\frac{\partial u_k}{\partial u_{k-j}} \right) \left(\frac{\partial^+ u_{k-j}}{\partial W} \right) \quad (51)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^+ y_k}{\partial W} &= \sum_{j=0}^k \left(\frac{\partial y_k}{\partial u_{k-j}} \right) \left(\frac{\partial^+ u_{k-j}}{\partial W} \right) \\ &+ \sum_{j=1}^p \left(\frac{\partial y_k}{\partial y_{k-j}} \right) \left(\frac{\partial^+ y_{k-j}}{\partial W} \right) \end{aligned} \quad (52)$$

식의 각 항들은 모두 Jacobian 행렬로 구성되며 이들은 모두 역전파로 계산된다. (52)의 첫 항은 가중치에 대한 인공 신경망 출력의 부분 미분이다. 이는 정적 신경망에서 가중치를 조정하는 방법인 역전파를 사용하면 얻을 수 있다.

모든 항들이 계산된 다음, 인공 신경망의 가중치의 변경 값은 다음의 식으로 구해진다

$$\Delta W_k = 2\mu e_k \frac{\partial^+ y_k}{\partial W} \quad (53)$$

이 계산과정이 계속 반복되면서 평균 제곱 오차 $\|e_k\|^2$ 는 감소하게 된다.

V. 모의 실험 및 결과

그림 6에서는 하드 디스크 드라이브 서보 시스템의 개략적인 구조를 나타내고 있다.

외란을 제거하기 전에 먼저 서보 시스템을 안정화하는 작업이 필요하다. 여기서는 서보 시스템을 2차의 시스템으로 가정하고 PD 제어를 사용하여 안정화하였다. 디스크의 회전 속도는 3600rpm이다. 주기적 외란은 디스크의 회전 속도에 따라서 일정한 주기를 유지하는데, 이 경우 외란의 주기는 60Hz, 시간상으로 약 16msec이다. 사용하는 PD 제어기는 서보 시스템에 1KHz의 대역폭과 0.7071의 감쇄율을 보이도록 조정되어있다. PD 제어기는 외란을 고려하지 않고 설계하였다. 모의 실험에 사용된 시스템의 파라미터들은 다음과 같다[10].

- m : 0.02 Kg
- K_d : 117.7136
- K_p : 4442.9255

외란 식별자는 이산 시간 시스템으로 구현되었다. 내

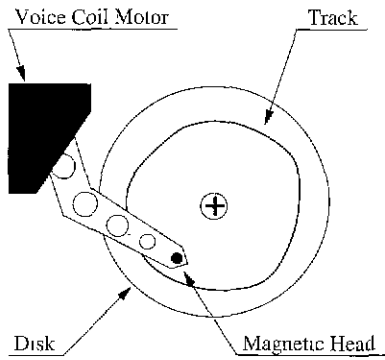


그림 6. HDD의 일반적인 구조.
Fig. 6. A general mechanism of HDD.

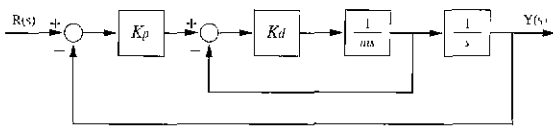


그림 7. PD 제어기로 안정화된 시스템의 모델.
Fig. 7. The stabilized system by the PD controller.

부의 인공 신경망은 3층의 앞먹임 형태로 이루어진다. 입력층에 6, 은닉층에 8, 그리고 출력층에 1개의 뉴런이 사용되었다. 각 뉴런 사이의 가중치는 1KHz의 속도로 학습된다. 가중치의 초기값은 임의로 지정되고, 변형식으로 (40)을 적용하였다. 인공 신경망의 학습률 μ 는 0.2로 고정하였다.

주기적인 외란을 제거하는 대표적인 방법으로 반복 제어가 있다. 성능을 비교하기 위하여 반복 제어를 사용하여 외란의 영향을 제거한 결과를 함께 표시하였다. 모의 실험에서 외란은 주기가 약 16msec이므로, 반복 제어기는 정확히 16msec의 주기를 갖는 외란을 제거하도록 설계하였다. 모의 실험에 사용한 반복 제어기는 Tomizuka 등[10]이 제안한 원형 반복 제어기(prototype repetitive controller)를 기초로 하였다.

먼저 진폭이 $2 \times 10^{-5}m$ 이고, 60Hz의 주파수를 갖는 정현파 외란이 시스템의 출력에 가해지는 경우에 대하여 모의 실험을 하였다. PD 제어기만으로 제어되는 시스템

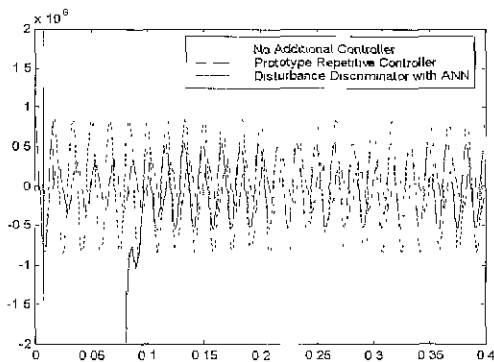


그림 8. 60 Hz 정현파 외란에 대한 출력 비교.
Fig. 8. System outputs with the disturbance of the 60 Hz sinusoid.

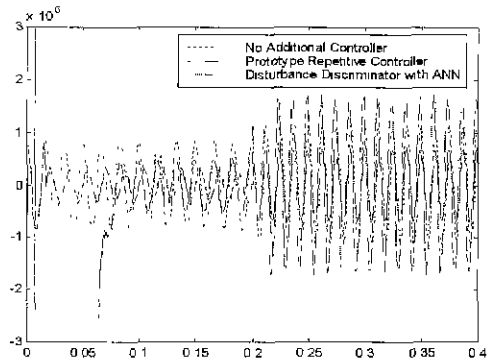


그림 9. 외란의 주파수가 t=0.2일 때 60Hz에서 80Hz로 변하는 경우의 출력 비교.
Fig. 9. System outputs when the frequency of disturbance changes from 60Hz to 80Hz at t=0.2.

의 출력, PD 제어기에 반복 제어를 더해서 사용한 시스템 출력, 그리고 반복 제어 대신 외란 식별자 구조를 적용한 시스템의 출력 결과를 그림 8에 표시하였다. 반복 제어를 사용한 경우의 출력에서 외란의 영향이 가장 크게 줄어든 것을 보게 된다. 60Hz의 주파수를 갖는 외란의 주기는 16msec를 조금 넘는다 정확히 16msec의 외란을 제거할 목적으로 설계된 반복 제어기는 외란과 동기되지 않고, 그 결과로 외란의 영향이 남게 된다. 외란 식별기가 사용된 결과에서도, 인공 신경망 내부의 가중치들이 수렴한 후에는 외란의 영향이 감소되는 것으로 나타나 있다.

이번에는 정현파 외란의 진폭을 $2 \times 10^{-5}m$ 로 고정하고, 주파수는 시간 $t=0sec$ 에서 60Hz였던 것을 시간 $t=0.2sec$ 에서 80Hz로 바뀌도록 조절하였다. 앞의 모의 실험과 마찬가지로 세 가지의 경우에 대하여 시도하였고, 그 출력 결과를 그림 9에 나타내었다. 외란의 주파수가 변경되면 반복 제어를 사용한 경우의 출력이 가장 영향을 받는다. 외란의 주파수가 80Hz로 변하면 그 주기는 12.5msec가 되므로 16msec 주기의 외란을 목표로 하여 설계된 반복 제어기는 외란의 영향을 제대로 감소시키지 못한다 오히려 외란의 영향이 증폭된 것을 알 수

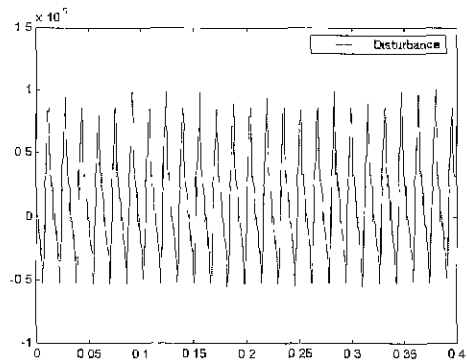


그림 10. 60Hz와 120Hz 성분만으로 구성된 신호
Fig. 10. The signal contains 60Hz and 120Hz frequency components.

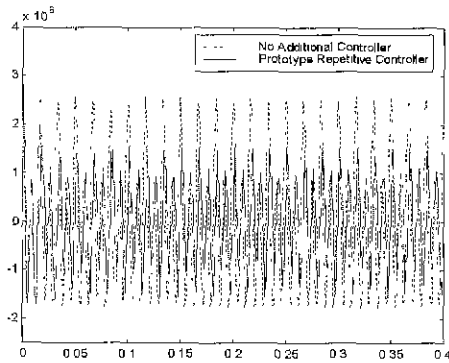


그림 11. 반복 제어를 사용하여 그림 10의 외란을 제거한 출력 결과.
 Fig. 11. The output of the system where the prototype repetitive controller is applied for the disturbance shown in Fig. 10.

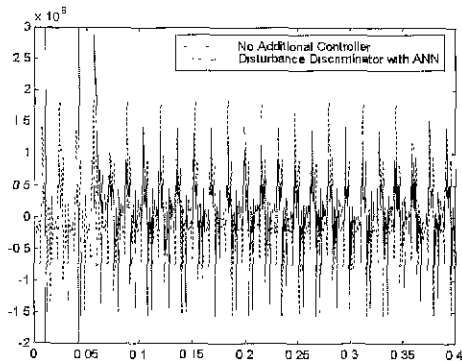


그림 12. 외란 식별자로 그림 10의 외란을 제거한 결과.
 Fig. 12. The output of the system where the disturbance discriminator is applied for the disturbance shown in Fig. 10.

있다. 즉 외란의 주기가 변하는 상황에서는 반복 제어가 사용이 적합하지 못하다. 이에 비하여 외란 식별자를 적용한 시스템의 출력은 외란의 주파수가 변동해도 일정한 감소 효과를 유지하고 있다

그림 10은 진폭이 $2 \times 10^{-5}m$ 이며, 각각의 주파수가 60Hz, 그리고 120Hz인 두 개의 정현파를 합한 신호를 나타내고 있다. 그림 10의 신호는 60Hz의 주파수를 갖는다. 이미 반복 제어기는 주기가 16msec인 외란을 제거하도록 설계되어 있으므로 60Hz의 주파수를 갖는 그림 10의 신호를 외란으로 사용하면, 개념적으로 그림 8의 출력 결과와 같은 성능을 보여야 한다. 반복 제어를 사용한 경우의 출력은 그림 11에 그리고 외란 식별자를 사용한 경우의 출력은 그림 12에 표시하였다. 그림 11과 12를 비교해보면 외란 식별자를 사용한 경우의 성능이 반복 제어를 사용한 것 보다 외란의 영향이 줄어든 것을 볼 수 있다. 여러 주파수를 동시에 갖는 외란이 시스템에 가해질 때 반복 제어기의 성능이 저하된다는 사실을 이 결과로부터 얻게 된다.

그림 13은 임의의 불규칙 신호를 0sec부터 15.5msec

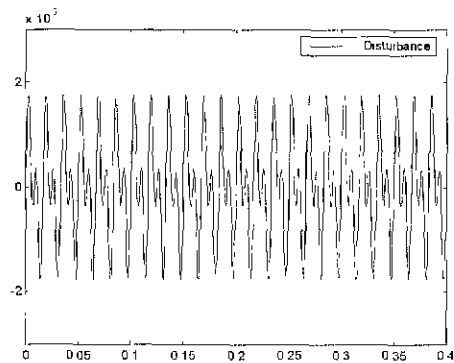


그림 13. 주기가 16 msec인 실제적 외란.
 Fig. 13. The practical disturbance with the period of 16 msec.

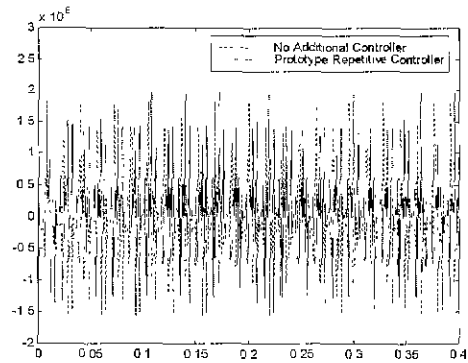


그림 14. 반복 제어를 사용하여 그림 13의 외란을 제거한 출력 결과.
 Fig. 14. The output of the system where the prototype repetitive controller is applied for the disturbance shown in Fig. 13.

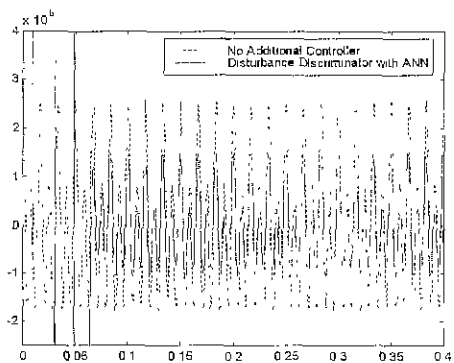


그림 15. 외란 식별자로 그림 13의 외란을 제거한 결과.
 Fig. 15. The output of the system where the Disturbance Discriminator is applied for the disturbance shown in Fig. 13.

까지 0.5msec 간격으로 추출하여 테이블로 구현하고 이를 반복하여, 정확히 16msec의 주기를 갖는 신호를 나타내고 있다. 그림 13의 신호는 임의의 신호에서 얻은 것이기 때문에 그림 10의 신호에 비하여 더 많은 수의 주파수 성분으로 구성된 것으로 간주할 수 있다. 동일한

시스템 구조에 그림 13의 신호가 외란으로 적용되는 경우의 결과를 그림 14와 그림 15에 나타내었다. 출력 결과를 통하여 본 논문에서 제시한 외란 식별자의 성능을 보면, 주기적 성질을 갖는 외란의 주파수가 변화하거나 복잡한 형태로 이루어진 경우에 반복 제어기보다 효율적으로 외란의 영향을 제거하고 있음을 알 수 있다.

VI. 결론

주기적인 외란을 제거하는 기존의 방법중 만족할만한 성능 향상 효과를 얻은 방법이 반복 제어 기법이다. 그러나 이 방법은 극히 제한적인 조건, 즉 인가되는 외란의 주기를 정확히 알고 있어야하며, 제어기의 동작은 외란의 주기에 동조되어야한다는 등 실제 제어환경에서는 충족되기 어려운 조건을 요구한다.

본 논문에서는 이러한 반복 제어 기법의 결점을 보완하면서 주기가 일정하지 않고 천천히 변하는 외란에 대해서도 효과적인 감쇄를 기대할 수 있는 방법을 제안했다. 제시된 방법은 안정화된 시스템, 즉 다른 제어기를 사용하여 점근적으로 이미 안정화되어 있는 시스템을 그대로 사용할 수 있으므로 시스템을 다시 설계하는 과정이 필요 없다는 장점을 갖는다.

외란 식별자를 구성하는데 있어서 외란은 시스템의 일부로 간주된다. 이에 따라 대상 시스템은 시간 주기적인 성질을 갖는 시변 시스템으로 바뀌게 된다. 시스템 적응 모델의 오차로 인하여 출력이 그 영향을 받게 되고 이것이 시스템의 성능에 상당한 영향을 미치게 되므로, 신경망 기법을 도입하여 오차를 줄이도록 하였다.

모의 실험을 통해 본 실험결과, 외란의 주기를 정확히 알고 있는 경우에는 반복 제어기가 본 논문에서 제시한 방법에 비하여 더 나은 출력 특성을 보였다. 그러나 실제적인 제어 환경, 즉 외란 특성이 여러 가지의 주파수 성분을 갖고 있거나 주기가 변화하는 경우에는 반복제어기에 비하여 좋은 성능을 나타내는 것을 알 수 있다. 이는 본 논문에서 제시한 방법이 실제적이며 효율성이 있음을 의미한다.

참고문헌

[1] H. G. M. Dotsch, H. T. Smakman, and P. M. V. D. Hof, "Adaptive repetitive control of a compact

disk mechanism," *Proc. of IEEE Conf. on Decision and Control*, pp. 1720-1725, 1995.

- [2] M. M. Gupta and N. K. Sinha, *Intelligent Control Systems, Theory and Applications*, IEEE Press, 1996.
- [3] S. Hara, Y. Yamamoto, T. Omada, and M. Nakada, "Repetitive control system A new type servo system for periodic exogenous Signals," *IEEE Trans. Automatic Control*, vol. 33, no. 7, pp. 659-668, 1988.
- [4] R. Horowitz and B. Li, "Adaptive control for disk file actuators," *Proc. of IEEE Conf. on Decision and Control*, pp. 655-660, 1995.
- [5] F. Jiang, N. Ojio, H. Ohnon, and A. Sano, "Adaptive active noise control schemes in time-domain and transform-domains," *Proc. of IEEE Conf. on Decision and Control*, pp. 2165-2172, 1995.
- [6] T. H. Lee, T. S. Low, A. Al-Mamun, and C. H. Tan, "Internal model control approach for designing disk drive servo-controller," *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 42, no. 3, pp. 248-256, 1995.
- [7] C. T. Lin and C. S. G. Lee, *Neural Fuzzy Systems*, Prentice Hall, 1996.
- [8] T. J. Manayathara, T. C. Tsao, J. Bentsman, and D. Ross, "Rejection of unknown periodic load disturbances in continuous steel casting process using learning repetitive control approach," *IEEE Trans. Control Systems Technology*, vol. 4, no. 3, pp. 259-265, 1989.
- [9] L. G. Sison and E. K. P. Chong, "No-reset iterative control," *Proc. of IEEE Conf. on Decision and Control*, pp. 3062-3063, 1996.
- [10] M. Tomizuka, T. C. Tsao, and K. K. Chew, "Analysis and synthesis of discrete-time repetitive controllers," *J. of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, vol. 111, pp. 353-358, 1989.
- [11] B. Widrow and E. Walach, *Adaptive Inverse Control*, Prentice Hall, 1996.
- [12] R. J. Williams and D. Zipser, "Experimental analysis of the real-time recurrent learning algorithm," *Connection Science*, vol. 1, no. 1, pp. 87-111, 1989.



김 한 중

1997년 성균관대 제어계측공학과 졸업. 동대학원 석사(1999), 현재 대한 검사기술 주식회사 부설연구소 연구원. 관심분야는 고주파 신호 처리 및 응용 제어.



박 종 구

1964년생. 1987년 서울대 제어계측공학과 졸업. 동 대학원 석사(1989), 동 대학원 박사(1993). 1995 - 현재 성균관대학교 전기전자 및 컴퓨터공학부 부교수. 관심분야는 제어이론 및 응용, 컴퓨터 응용 제어 시스템, 추정이론, 가상현실 시스템 및 응용.