

웨이블릿 신경 회로망을 이용한 광디스크 드라이브의 편심 보상에 관한 연구

\*주병재 \*박진배 \*\*최윤호

\*연세대학교 전기전자공학과 \*\*경기대학교 전자공학부

A Study on the Eccentricity Compensation of Optical Disk Using a Wavelet Neural Network

\*Byung Jae Joo \*Jin Bae Park \*\*Yoon Ho Choi

\* Department of Electrical & Electronic Engineering, Yonsei University

\*\* School of Electrical Engineering, Kyonggi University

Abstract

본 논문에서는 광학 디스크 기기의 주기적인 외란인 편심 보상을 위해 웨이블릿 신경 회로망 기반 외란 모델로 구성된 순방향 오차 제거(feedforward error rejection) 방법을 제안한다. 신호 모델링 방법으로 사용되어진 신경 회로망 모델의 단점인 실시간 처리 능력 및 국부 최소치로의 가능성 등을 극복하며 주파수와 시간 영역에서의 우수한 신호 해석 능력을 가진 웨이블릿 변환의 장점을 가진 웨이블릿 신경 회로망을 이용하여 디스크의 외란을 모델링 한다. 웨이블릿 신경회로망은 경사 강하법(gradient descent method)을 이용하여 학습하며, 본 논문에서 제안한 방법의 효율성을 검증하기 위해 실제 광학 디스크 기기의 외란 데이터를 이용한 컴퓨터 모의 실험을 수행한다.

그림 1은 광학 디스크 기기의 일반적인 등가 모델을 나타낸다. 그림에서  $r(t)$ ,  $e(t)$ ,  $C$  및  $P$ 는 각각 외란, 트랙 추종 오차, 피드백 제어기 및 광학기구계를 나타낸다[2].

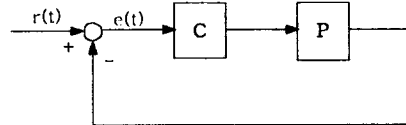


그림 1. 광학 디스크 기기의 블록선도

일반적으로 광학 기구계는 프리앰프(pre-amp), 픽업(pick-up) 시스템 및 드라이버(driver)로 구성된다. 프리앰프는 픽업 시스템으로부터 오차를 추출하는 장치이며 드라이버는 픽업 시스템을 구동하기 위한 기능을 수행한다. 이 두 블록의 대역은 넓은 주파수 대역을 갖는 저역 필터 특성을 가지고 있어 광학 기구계의 특성에 커다란 영향을 주지 못하며 픽업 시스템의 특성이 광학 기구계의 전체적인 특성을 가지게 된다. 픽업 시스템의 특성을 살펴보면 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{K * W_n^2}{s^2 + 2 * zeta * W_n * s + W_n^2} = \frac{52.7198}{s^2 + 9.3782 + 55494.544} \quad (1)$$

본 논문에서는 DC 이득( $K_n$ ) = 0.95mm/V, 공진주파수( $f_0$ ) = 37.5Hz 및 공진 피크( $Q_0$ ) = 28dB인 픽업 시스템을 사용한다. 이 때 식 (2)에 의해 감쇠 상수( $\zeta$ ) = 0.019905가 되고 고유 진동 주파수( $\omega_n$ ) = 235.5728이 됨을 알 수 있다.

$$\zeta = \frac{1}{2Q_0}, \omega_n = 2\pi f_0 * \sqrt{1 - \zeta^2} \quad (2)$$

이 픽업 시스템의 특성을 보면 그림 2와 같이 나타난다. 그림 1에서와 같이 50Hz정도까지 충분한 DC 이득을 가지고 2KHz의 대역을 가지는 것을 알 수 있다. 광학 디스크 기기가 디스크회전에 의한 편심과 오차에 대한 최적 조건을 유지하며 트랙을 추종하기 위한 제어기를 설계하기 위해서는 최소 이득과 동작 주파수 대역에 대한 위상 여유와 이득 여유를 가지도록 설계하여야 한다. 최소 이득은 외란의 크기에 대한 최대 허용 오차의 비로서 나타낼 수 있다. 일반적으로 디스크 편심량 240 $\mu$ m와 기구 편차 100 $\mu$ m로 하여 최소 72dB의 최소 이득을 가지며 1배속 기준으로 318Hz의 주파수 대역을 가지므로 이것을 기준으로 배속별로 적절한 필요한 컷오프 주파수를 만족하도록 설계하여야 한다. 본 논문에서 고주파 대역 필터는 Lead 보상기 2개로 위상 여유를 증가시키고 대역폭을 증가시키기 위해 사용하

1. 서 론

광학 디스크 기기의 트랙 추종(track tracking) 시스템의 경우 디스크 제조 또는 편심과 같은 기구상의 제한에 의해 주기적인 외란이 존재한다. 기존 광학 디스크 기기에서는 고배속의 트랙 추종 시 편심 대응을 하지 않기 때문에 트랙 점프 후 추종 인입이 불안하여 일반적으로 편심이 140 $\mu$ m 이상이면 배속을 감속시킨다. 즉, 편심이 큰 디스크에 대해서는 세트에 대응되는 최고 배속이 증가하더라도 세트의 안정성을 위해 배속을 감속시켜야 하므로 세트의 기본 성능을 확보하기 위해서는 편심 대응을 하여야 한다. 따라서 고배속에서도 보다 안정적인 데이터 획득을 위해서는 편심으로 인한 외란에 대한 효과적인 제어 방법이 필요하게 되며, 이러한 외란에 대한 제어 방법으로 반복 제어 방법들이 소개되었다[1]-[2]. 본 논문에서는 광디스크 드라이브의 주기적인 외란인 편심의 보상을 위해 웨이블릿 신경 회로망(wavelet neural network) 기반 외란 모델로 구성된 순방향 오차 제거(feedforward error rejection) 방법을 제안한다. 우선 신호 모델링 방법으로 연구되어진 신경 회로망 모델의 단점인 실시간 처리 능력 및 국부 최소치로의 가능성 등을 극복하며 주파수와 시간 영역에서의 우수한 신호 해석 능력을 가진 웨이블릿 변환의 장점을 가진 웨이블릿 신경 회로망을 이용하여 디스크 외란을 모델링 한다. 그리고 웨이블릿 신경 회로망으로 학습된 외란 모델 및 추종 오차로 구성되는 순방향 오차 제거 방법을 통해 편심을 보상하는 방법을 제안한다. 마지막으로 광학 디스크 기기의 Lead-Lag 보상을 설계하고 실제 광학 디스크의 외란 데이터를 이용한 모의 실험을 통해 본 논문에서 제안한 방법의 우수성을 검증하고자 한다.

2. 광학 디스크 기기 및 웨이블릿 신경회로망

2.1 광학 디스크 기기

고 컷오프 주파수를 만족하도록 설계한다. 저주파 대역은 중첩(Alias) 현상을 방지 하기 위해 저역통과 필터를 사용하여 저역 측의 최소 이득을 만족하도록 설계한다.

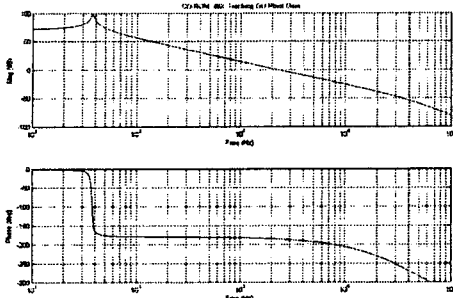


그림 2. 엑추에이터 주파수 특성도

그림 3은 설계된 제어기의 특성을 나타내며, 그림 4는 전체 개루프 특성을 나타낸다. 전체 개루프 특성에서 최소 이득은 82dB, 위상 여유는 44°, 이득 여유는 27dB를 가짐을 알 수 있다.

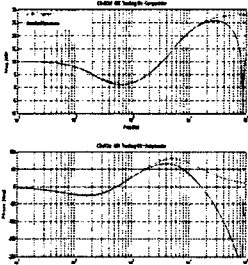


그림 3. 제어기 특성도

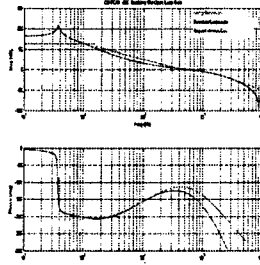


그림 4. 개루프 특성도

## 2.2 웨이블릿 신경 회로망

웨이블릿 이론은 최초 다중분해 해석 분야에서 제안되었으며, 이는 주로 영상과 신호처리의 분야에서 많이 적용, 발전되었고, 일반적으로 웨이블릿은 모체 웨이블릿 (mother wavelet)에 대한 변형 인자(translation)  $m$ 과 확장 인자(dilation)  $d$ 로 구성된다.

본 논문에서는 웨이블릿 신경 회로망에서 웨이블릿 함수를 결정하는 방법으로  $m, d$ 를 임의의 실수로 두고 웨이블릿 노드와 출력 노드간의 가중치 학습 시  $m, d$ 를 동시에 학습, 갱신하면서 모델링 하는 것에 대해 기술한다[3].

그림 5는  $N_i$ 개의 입력과 1개의 출력을 갖는 웨이블릿 신경 회로망의 구조를 나타낸다.

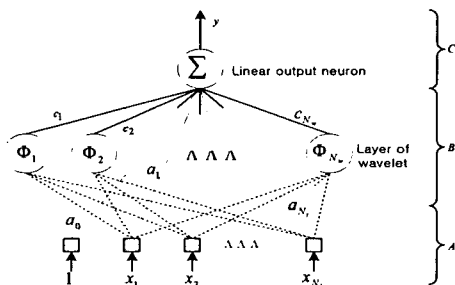


그림 5. 전방경로 웨이블릿 신경회로망 구조

그림 5에서 웨이블릿 노드의 각 웨이블릿은 식 (3)와 같이 각 입력에 대한 모체 웨이블릿의 곱으로 표현된다.

$$\Phi_j(x) = \prod_{k=1}^{N_i} \phi(z_k), \text{ with } z_k = \frac{x_k - m_k}{d_k} \quad (3)$$

여기서,  $k=1, \dots, N_i, j=1, \dots, N_o$ 이며,  $N_i$ 는 입력의 수,  $N_o$ 는 웨이블릿 노드의 웨이블릿 수이다.

그림 4에서 웨이블릿 신경회로망의 출력 값은 식 (4)같이 입력, 웨이블릿 및 각 파라미터들로 구성된다.

$$y = \Psi(x, \theta) = \sum_{j=1}^{N_o} c_j \Phi_j(x) + a_0 + \sum_{k=1}^{N_i} a_k x_k \quad (4)$$

여기서,  $a_0$ 와  $a_k$ 는 입력 노드와 출력 노드 사이의 가중치 (weighting),  $c_j$ 는 웨이블릿 노드와 출력 노드 사이의 가중치이고  $\theta$ 는 학습을 통하여 갱신되는 웨이블릿 신경회로망의 파라미터 집합이다.

$$\theta = \{a_0, a_k, c_j, m_k, d_k\} \quad (5)$$

## 2.3 웨이블릿 신경 회로망의 학습 방법

웨이블릿 신경회로망의 학습은 식 (6)와 같은 비용 함수를 최소화하는 파라미터 집합  $\theta$ 를 구하는 것이다.

$$J(\theta(n)) = \frac{1}{2} (y_r(n) - y(n))^2 = \frac{1}{2} e^2(n) \quad (6)$$

여기서,  $y(n)$ 은  $n$  번째 웨이블릿 신경회로망의 출력이며,  $y_r(n)$ 은  $y(n)$ 의 기준 출력 값이다.

파라미터 집합  $\theta$ 는 식 (7)과 같은 경사 하강법을 이용하여 구해진다.

$$\theta(n+1) = \theta(n) - \Delta\theta(n) = \theta(n) - \eta \frac{\partial J(\theta(n))}{\partial \theta(n)} \quad (7)$$

여기서,  $\eta$ 는 웨이블릿 신경회로망의 학습률(learning rate)이고,  $\frac{\partial J(\theta(n))}{\partial \theta(n)}$ 은  $\theta(n)$ 에 대한 비용 함수의 기울기로서 식 (8)에 의해 계산된다.

$$\frac{\partial J(\theta(n))}{\partial \theta(n)} = -e(n) \frac{\partial y(n)}{\partial \theta(n)} \quad (8)$$

식 (8)에서  $\theta(n)$ 에 대한  $y(n)$ 의 기울기  $\frac{\partial y(n)}{\partial \theta(n)}$ 는 파라미터에 대해 다음과 같이 재정리할 수 있다.

- 파라미터  $a_0$   
 $\frac{\partial y(n)}{\partial a_0} = 1$  (9)

- 파라미터  $a_k$   
 $\frac{\partial y(n)}{\partial a_k} = x_k$  (10)

- 파라미터  $c_j$   
 $\frac{\partial y(n)}{\partial c_j} = \Phi_j(x)$  (11)

- 파라미터  $m_k$   
 $\frac{\partial y(n)}{\partial m_k} = -\frac{c_j}{d_k} \frac{\partial \Phi_j(x)}{\partial z_k}$  (12)

여기서,  $\frac{\partial \Phi_j(x)}{\partial z_k} = \phi(z_1) \phi(z_2) \dots \phi(z_k) \dots \phi(z_{N_i})$ ,

$$\dot{\phi}(z_k) = \frac{d\phi(z_k)}{dz_k} = (z_k^2 - 1) \exp\left(-\frac{1}{2} z_k^2\right)$$

• 파라미터  $d_k$

$$\frac{\partial y(u)}{\partial d_k} = -\frac{c_j}{d_k} z_k \frac{\partial \mathcal{E}_j(x)}{\partial z_k} \quad (13)$$

### 3. 순방향 오차 제거 보상 방법

오차 신호는 루프 이득을 증가시키면 오차 신호가 작아지는 특성을 가진다. 그러나 실제 시스템에서는 이러한 오차 신호에 대해 특정 주파수에 대한 오차 모델을 사용하여 편심 보상을 하기 때문에 정해진 편심 특성이 아닌 신호에 대해서는 대처하지 못하는 단점이 있다. 본 논문에서는 상기의 단점을 보완하기 위하여 시간 및 주파수 특성이 우수한 해석 능력을 가진 웨이블릿 신경 회로망으로 편심을 모델링 하여 순방향으로 오차를 제거함으로써 편심의 주기적인 특정주파수 뿐만 아니라 고조파 주파수를 동시에 오차를 제거하여 안정하게 액추에이터(actuator)가 대응할 수 있는 방법을 제안한다.

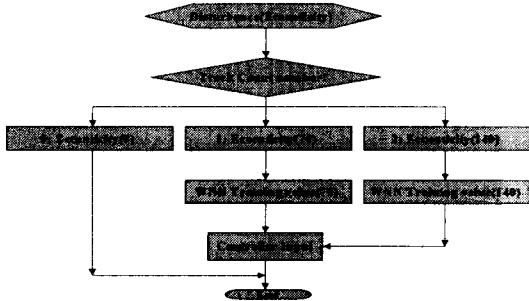


그림 6. 외란 분석 알고리즘

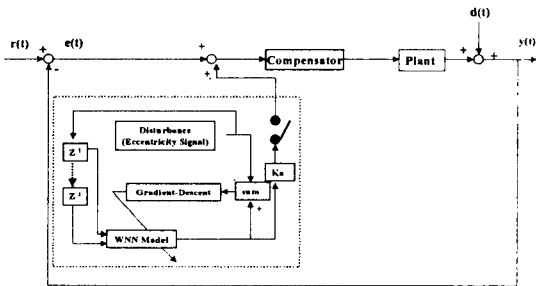
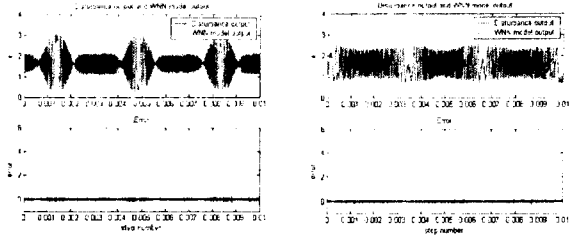


그림 7. 외란 보상도

광학 디스크 기기에 편심 디스크를 삽입하여 편심에 따라 모델링 한 후, 외란이 인가되었을 때 그 외란의 크기에 따라 그림 6과 같이 분석함으로써 인가된 외란에 적합한 보상 값을 구해서 그림 7과 같이 순방향 오차를 제거하는 방법을 사용한다.

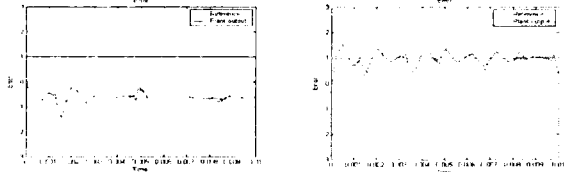
### 4. 모의 실험

본 논문에서는 광학 디스크 기기에 편심 디스크를 삽입하여 오실로스코프를 통해서 신호를 데이터로 전환하여 웨이블릿 신경회로망으로 모델링을 하였다. 이와 같이 모델링 한 신호를 그림 8에 나타냈으며, 그림의 결과로부터 웨이블릿 신경회로망이 외란을 아주 우수하게 잘 추종함을 알 수 있다.



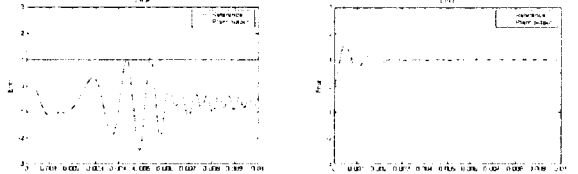
(a)편심 140 $\mu$ m (b)편심 70 $\mu$ m

그림 8. WNN으로 모델링 한 파형



(a)오차 제거 보상전 (b)오차 제거 보상후

그림 9. 편심 140 $\mu$ m의 경우 오차 제거 결과



(a)오차 제거 보상전 (b)오차 제거 보상후

그림 10. 편심 70 $\mu$ m의 경우 오차 제거 결과

그림 9 및 10는 편심 디스크에 대해 모델링 한 신호를 이용하여 각각의 편심에 대해 보상한 결과이며, 각 그림의 결과에서 보상을 했을 때 플랜트가 기준 신호를 잘 추종함을 확인할 수 있다.

### 5. 결론

본 논문에서는 광디스크 드라이브의 주기적인 외란인 편심을 보상을 위해 웨이블릿 신경회로망 기반 외란 모델로 구성된 순방향 오차 제거 방법을 제안하였다. 신경 회로망과 웨이블릿 변환의 장점을 가진 웨이블릿 신경 회로망을 이용하여 디스크의 외란을 모델링 하고 외란 모델 및 추종 오차로 구성된 순방향 오차 제거 방법을 통해 편심을 보상하는 방법을 설계하였다. 또한 광학 디스크 기기의 Lead-Lag 보상을 설계하고 실제 광학 디스크의 외란 데이터를 이용하여 제안한 방법을 모의 실험하여 본 논문에서 제안한 방법의 우수성을 검증하였다.

감사의 글: 본 논문은 한국과학재단의 목적기초연구사업(R01-2001-000-00316)에 의해 지원되었습니다.

### [참고 문헌]

- [1] J. Moon, M. Lee, and M.J. Chung, "Repetitive Control for the Track-Following Servo System of an Optical Disk Drive", IEEE Trans. on Control Systems Technology, Vol. 6, No. 5, September 1998.
- [2] J. Kim, I. Sim, G. Park, H. Roh, "Adaptive Repetitive Control for an Eccentricity Compensation of Optical Disk Driver", Proc. of KIEE Summer Annual Conference, pp. 2146-2148, 2003.
- [3] J.T. Choi, Y.H. Choi, and J.B. Park, "Direct Adaptive Control of Systems Using a Wavelet Neural Network", Proc. of KIEE Summer Annual Conference, pp. 2187-2189, 2003.