

論文98-35T-6-6

## 웨이브렛을 이용한 선형 시변 시스템의 근사화기법에 관한 연구

(A Study on Approximation Method of  
Linear-Time-Varying System Using Wavelet)

李 永 錫 \* , 金 東 玉 \*\* , 徐 輔 勝 \*\*

(Young Seog Lee, Dong Ok Kim, and Bo Hyeok Seo)

### 요 약

본 논문에서는 다해상도 해석이 가능한 웨이브렛 시리즈 기법[4,5]을 이용하여 시변 시스템 임펄스 응답의 근사화를 이룬다. 웨이브렛 시리즈 표현이 행렬 연산의 형태로 표현되고 이러한 행렬 표현 형식은 망의 구성을 가능하게 하며 웨이브렛의 계수가 가중치 행렬로 나타난다. 웨이브렛 계수의 최적값을 구하기 위해 웨이브렛 망을 출력 오차로부터 계수 행렬을 적절한 값으로 수렴시키는 학습 법칙을 온-라인으로 학습하며 이의 결과가 시스템의 결과에 추정함을 보인다.

### Abstract

This paper discusses approximation modelling of discrete-time linear time-varying system(LTVS). The wavelet transform is considered as a tool for representing and approximating a LTVS. The joint time-frequency properties of wave analysis are appropriate for describing the LTVS. Simulation results is included to illustrate the potential application of the technique.

### I. 서 론

최근 수년간 다해상도 해석(multi-resolution analysis) 이 가능한 웨이브렛 이론 [ 1,2 ] 은 많은 공학 분야에 응용이 되고 있으며, 특히 신호처리 [ 3 ], 영상처리를 필요로 하는 곳에서는 그 유용성이 입증되고 있다. 많은 시스템 연구자들은 웨이브렛 이론을 시스템 이론에 응용하기 위한 연구가 이루어지고 있으며, 특히 시스템의 모델링에 많은 관심이 쏠리고 있으며 많은 연구 결과가

발표되고 있다.

지금까지는 주로 선형 시불변 시스템의 모델링에 많은 연구가 있어 왔다. 특히 적응 기법에 기인한 여러 방법들이 발표되어 선형 시스템에 이용되고 있으며, 시변 시스템이나 비선형 시스템의 해석에 있어서도 선형화의 기법을 이용하여 해석을 시도한 새로운 기법이 발표되고 있으며 이에 대한 결과도 많이 이용되고 있다. 그러나 이러한 시변 시스템이나 비선형 시스템의 모델링에 모델링 오차가 항상 존재하게 되며 이러한 오차를 최소한으로 줄일 수 있는 여러 수학적 기법이 연구되고 있다.

시변 선형 시스템의 해석에 있어서는 선형 시스템의 해석 기법으로는 시변성에 대한 보상이 적절치 못하기 때문에 많은 모델링 오차를 가지게 된다. 그래서 이러한 시변 선형 시스템의 해석에는 푸리에 변환(fourier transform)등과 같은 수학적 기법을 이용하여 시변성에 대한 해석이 시도되었고 이를 이용한 기법들이 개

\* 正會員, 永進專門大學 電氣科

(Dept. of Electrical Eng., Yeung-Jin Junior College)

\*\* 正會員, 慶北大學校 電子電氣工程部

(School of Electronic and Electrical Engineering,  
Kyungpook National University)

接受日字: 1998年3月14日, 수정완료일: 1998年6月3日

발 되었다. 그러나 퓨리에 변환은 무한차수의 시리즈(series)로 표현되며 신호가 짧은 시간에서의 non-stationary를 가질 때에는 퓨리에 변환만으로는 표현에 한계가 있다. 이러한 짧은 시간에 윈도우를 사용하는 기법을 이용하면 신호의 해석이 쉬워진다. 이러한 기법을 STFT(Short Time Fourier Transform)이라한다. 그러나 STFT는 단일 해상도를 가지기 때문에 정밀한 신호의 해석에는 많은 계산량이 존재하게 된다.

본 논문에서는 시변 선형 시스템의 모델링을 퓨리에 변환의 특성을 가지면서 다해상도 해석이 가능한 웨이브렛 시리즈 기법 [4,5]을 이용하여 시변 시스템 임펄스 응답(impulse response)의 근사화를 이루어, 이러한 웨이브렛 시리즈 표현이 행렬 계산의 형태로 표현되고 이러한 행렬표현형식은 망의 구성을 가능하게 한다. 웨이브렛 망(wavelet network) [6]은 이러한 표현에 기인하여 구성되며 웨이브렛의 계수가 가중치 행렬로 나타난다. 웨이브렛 계수의 최적값을 구하기 위해 웨이브렛 망을 출력 오차로부터 계수 행렬을 적절한 값으로 수렴시키는 학습 법칙 [7,8]을 온-라인으로 학습하며 이의 결과가 시스템의 결과에 추정함을 보인다. 사례연구는 시변 선형 시스템 [9]을 사용하였으며, 임펄스 함수의 근사화와 입력에 따른 시스템의 출력을 비교함으로써 함수 근사화가 이루어 짐을 입증한다.

본 논문의 구성은 2장에서는 웨이브렛 이론에 대한 간략한 내용을 기술하고, 3장에서는 시변 선형 시스템을 웨이브렛 시리즈를 이용하여 표현하며, 웨이브렛 망으로 표현이 가능함을 보인다. 그리고 최적 근사화를 이루기 위한 일환으로 시스템의 출력과 근사 함수의 출력을 최소로 하기 위해 적응기법인 LMS 알고리듬을 이용하여 웨이브렛 함수의 계수를 학습한다. 4장에서는 연구 결과에 대한 타당성을 확인하기 위해 시변 선형 시스템을 대상으로 사례연구에 대한 결과와 고찰을 보여주며, 마지막으로 결론과 앞으로의 연구과제를 제시한다.

## II. 웨이브렛 이론

웨이브렛 변환은 신호를 STFT(short-time fourier transform)과 같이 시간-주파수 평면 [3,7]에 주어진 신호의 특성을 나타내며 다 해상도 해석이 가능한 방법이다.

웨이브렛 변환은 비정상신호(nonstationary signal)의 해석에 대해서 지금까지 많이 사용되어왔던 STFT이나 Gabor변환과는 다른 관점을 제공하고 있어서 관심을 끌고 있다. STFT와 웨이브렛 변환 사이의 기본적인 차이점은 STFT가 하나의 해석 윈도우를 사용함으로써 주파수의 높낮이에 상관 없이 일정한 해상도를 가지는것에 비해서 웨이브렛 변환은 높은 주파수에서는 짧은 윈도우를 사용하고 낮은 주파수에서는 긴 윈도우를 사용하여 대상 신호의 넓은 주파수 대를 모두 해석 할 수 있는 방법이다. 이러한 특성을 가지는 웨이브렛 변환을 정의 하기 전에 허용함수(admissible function)가 정의되어야 한다. 어미 웨이브렛(mother wavelet)이 되기 위한 함수는 허용적이어야한다. 하나의  $L^2(R)$  함수  $g$ 는 다음 조건을 만족하는 허용함수이다.

$$C_g = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|G(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (1)$$

여기서  $G(\omega)$ 는 함수  $g$ 의 퓨리에 변환이다.

웨이브렛 변환 연산자  $\Phi_g$ 를 사용하면 주어진 허용함수  $g$ 에 대해서 임의의 신호  $y(t)$ 의 웨이브렛 변환은 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \Phi_g y(a, \tau) &= \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int y(t) g^*(\frac{t-\tau}{a}) dt \\ &= \langle y, \frac{1}{\sqrt{|a|}} g(\frac{\cdot - \tau}{a}) \rangle \\ &= \langle y, g_{a, \tau} \rangle \end{aligned} \quad (2)$$

여기서  $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 는 내적(inner product)을 나타낸다. 그리고 웨이브렛 변환 요소  $g_{a, \tau}$ 는  $g(t)$ 가 축적(scale)파라메터  $a$ 에 의해서 축적되고, 병진(translation)파라메터  $\tau$ 에 의해서 이동된 형태이다. 이것은 임의의  $(a, \tau)$ 에서 웨이브렛 계수가 축적의 넓은 범위에 대해서 잘 비교되거나 결합되도록 한다. 특정한 응용분야에서 최적의 동작을 위해서는 자유롭게 어미 웨이브렛(mother wavelet)을 선택할 수 있어야 한다.

웨이브렛 역변환식은 식 (2)에서 설명된 웨이브렛 변환으로부터 유도된다. 즉,  $y(t)$ 와  $g(t)$ 가 유한 에너지함수이고  $g(t)$ 가 허용 어미 웨이브렛이면, 웨이브렛 역변환  $W_g^{-1}$ 는 축적-병진평면에서의 평면을 1차원의 시간 또는 공간 평면으로 대응시킨다.

축적-병진 평면이 어미 웨이브렛  $g$  또는  $\phi(a, \tau)$   
 $= \Phi_g y(a, \tau)$ 에 대한  $y(t)$ 의 웨이브렛 변환인 경우에  
 다음과 같으며,

$$\Phi_g^{-1} : \Phi_g(a, \tau) \rightarrow y(t)$$

$$y(t) = \frac{1}{C_g} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \Phi_g y(a, \tau) \frac{1}{\sqrt{|a|}} \cdot g\left(\frac{t-\tau}{a}\right) \frac{d\tau da}{a^2} \quad (3)$$

역변환은 축적되고 이동된 형태의 어미 웨이브렛이  
 적절하게 가중된 합에 의해서 원래의 신호를 생성하며,  
 가중치는 웨이브렛 계수  $\Phi_g y(a, \tau)$ 이다. 역변환은 2  
 차원 축적-병진 공간에 대한 합이며, 시간과 공간 평  
 면 함수는 웨이브렛 평면 계수  $W_g y(a, \tau)$ 와 어미 웨  
 이브렛  $g$ 로부터 생성된다.

지금까지 유도된 연속 웨이브렛 변환을 이산 시간  
(discrete time) 형태로 나타내면 다음과 같다.

$$DWT_x(m, n) = \sum_k x(k) \psi_{m, n}(k) \quad (4)$$

$$\psi_{m, n}(k) = a_0^{-\frac{m}{2}} \psi\left(\frac{k - nb_0 a_0^m}{a_0^m}\right) \quad (5)$$

식 (4)는 이산 신호  $x(n)$ 에 대한 이산 웨이브렛 변  
 환을 나타내는 일반식이다.  $\psi(k)$ 는 어미(mother) 웨  
 이브렛이며, 축적과 병진을 나타내는  $m$ 과  $n$ 은  $a_0$ 와  
 $b_0$ 에 따라 팽창과 이동을 한다.

임의의 신호  $f(x)$ 의 웨이브렛 표현식은 다음과 같으  
 며,

$$DWT(m, n) = \langle f(x), \Psi_{m, n}(x) \rangle \quad (6)$$

이와 같이 표현된 신호를 복원하기 위한 과정은 식  
(7)과 같다.

$$f(x) = \sum_{m, n} \langle f(x), \Psi_{m, n}(x) \rangle \Psi_{m, n}(x) \quad (7)$$

여기서  $\Psi_{m, n}(x)$ ,  $\Psi_{m, n}(x)$ 은 서로 상대 웨이브렛 함수  
(dual wavelet function) [11]이다.

### III. 웨이브렛을 이용한 시스템 근사화 기법

안정한 이산 시간 선형 시변 시스템을 식 (8)과 같  
 이 가정한다.

$$d(k+1) = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} H(k, l) x(l) \quad (8)$$

여기서,  $x(l)$ 과  $d(k+1)$ 은 각각 시간  $l, k$ 에서 시  
 스템의 입력과 출력 신호이다. 그리고  $H(k, l)$ 은 식  
(9)와 같이 시간  $k$ 에서의 시스템의 임펄스 응답을 나  
 타낸다.

$$H(k, l) = 0, \quad l > k \quad (9)$$

그러므로 식 (9)를 이용하여 입력  $x(l)$ 에 대한 시  
 스템 출력  $y(k+1)$ 을 식 (10)과 같이 나타낼 수 있다.

$$y(k+1) = \sum_{l=1}^k H(k, l) x(l) \quad (10)$$

여기서  $y(k+1)$ 은 근사함수의 출력이다.

임펄스 응답 함수  $H(k, l)$ 에 웨이브렛 시리즈를 적  
 용하면 식(11)과 같이 표현할 수 있다.

$$H(k, l) = \sum_{m=0}^M \sum_{n=0}^N H_{m, n}(k) \Phi_{m, n}(l) \quad (11)$$

여기서  $\Phi_{m, n}(l)$ 는 웨이브렛 함수이다.

식 (11)을 식 (10)에 대입하면 식 (12)와 같은 시스  
 템 표현식을 얻을 수 있다.

$$y(k+1) = \sum_{l=1}^k H(k, l) x(l) \quad (12) \\ = \sum_{l=1}^k \sum_{m=0}^M \sum_{n=0}^N H_{m, n}(k) \Phi_{m, n}(l) x(l)$$

여기서  $H_{m, n}(k)$ 은  $H_{m, n}(k) = [h_1(k) \ h_2(k) \ \dots \ h_M(k)]$ 의  $(1 \times M)$  행렬,  $h_m(k) = [h_{m, 1}(k) \ h_{m, 2}(k) \ \dots \ h_{m, N}(k)]$ 의  $(1 \times N)$  행렬이다.

$\Phi_{m, n}(l)$ 은  $\Phi_{m, n}(l) = [\phi_1(l) \ \phi_2(l) \ \dots \ \phi_M(l)]^T$ 의  $(M \times 1)$  행렬,

$$\phi_m(l) = [\phi_{m, 1}(l) \ \phi_{m, 2}(l) \ \dots \ \phi_{m, N}(l)]^T \text{의 } (N \times 1) \text{ 행렬이다.}$$

그리고  $H_{m, n}(k)$ 는 웨이브렛 함수로 나타낸 웨이브  
 렛 시리즈의 계수행렬로서 표현이 되므로  $H(k, l)$ 은  
 그림 1과 같이 망의 형태로 표현 할 수 있으며 이는  
 RBF (Radial Basis Function)를 이용한 망  
 (Network)과 유사한 모양을 하고 있다. 여기서 이러한  
 계수행렬인  $H_{m, n}(k)$ 은 시간  $k$ 에 대한 함수로 되  
 어있다. 그러므로  $H_{m, n}(k)$ 를 시간  $k$ 에서의 웨이브렛

분열(wavelet decomposition)을 이용하여 다시 정리하면 식 (13)과 같이 된다.

$$H_{m,n}(k) = \sum_{o=0}^O \sum_{p=0}^P \Psi_{o,p}(k) h_{mno} \quad (13)$$

여기서  $\Psi_{o,p}(k)$  는 웨이브렛 함수이다.

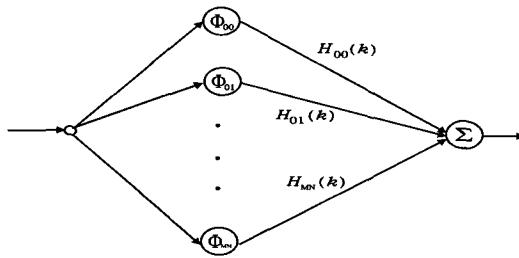


그림 1. 웨이브렛망  
Fig. 1. Wavelet network.

식(13)을 첨자  $n$ 에 대해서 풀어써보면 식(14)과 같다.

$$\begin{bmatrix} h_{m,1}(k) \\ h_{m,2}(k) \\ \vdots \\ h_{m,N}(k) \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \sum_{o=0}^O \sum_{p=0}^P \Psi_{o,p}(k) h_{m1op} \\ \sum_{o=0}^O \sum_{p=0}^P \Psi_{o,p}(k) h_{m2op} \\ \vdots \\ \sum_{o=0}^O \sum_{p=0}^P \Psi_{o,p}(k) h_{mNop} \end{bmatrix} \quad (14)$$

$h_{mno}$ 는 상수 행렬로서  $\Psi_{o,p}(k)$  웨이브렛 함수의 계수 행렬이 되며 시리즈의 합으로 표현할 수 있다. 여기서,  $h_{mno}$ 은  $[op \times mn]$  행렬,  $\Psi_{o,p}(k)$ 은  $[1 \times op]$  행렬이 된다.

식 (13)을 식 (12)에 대입하면 시스템의 임펄스 함수의 최종 표현은 식 (15)와 같이 나타낼 수 있다.

$$H(k, l) = \sum_{m=0}^M \sum_{n=0}^N \sum_{o=0}^O \sum_{p=0}^P \Psi_{o,p}(k) h_{mno} \Phi_{mn}(l) \quad (15)$$

여기서  $\Psi(k)$ ,  $\Phi(l)$ 은 어미 웨이브렛 함수(mother wavelet function)이다. 식 (15)의 표현식을 이용하여 그림 1의 웨이브렛 망을 확장할 수 있으며 그 결과가 그림 2에 나타나 있다. 그림 2의 모양은 인공신경회로 망과 유사한 형태를 가지나 그 구성 체계는 완전히 다른 형태이다.  $h_{mno}$ 는 확장된 웨이브렛 망의 가중치 행렬이 된다.

결국 선형 시변 시스템의 전체 표현은 식 (15)를 식(10)에 대입하면 식 (16)과 같이 표현된다.

$$y(k+1) = \sum_{l=1}^L \sum_{m,n,o,p} \Psi_{o,p}(k) h_{mno} \Phi_{mn}(l) x(l) \quad (16)$$

시스템에 대한 최적의 근사 함수를 구하기 위해서는 식 (16)의 가중치 행렬인  $h_{mno}$ 의 최적값을 어떻게 구할것인가가 문제이다.

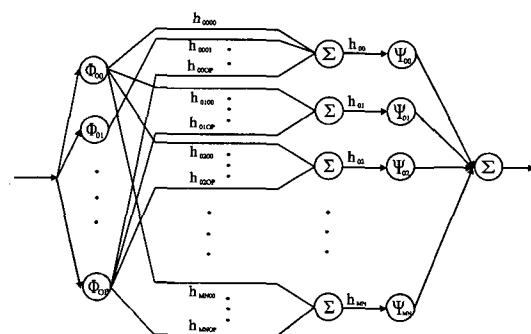


그림 2. 확장된 웨이브렛망  
Fig. 2. Extended wavelet network.

시스템의 출력  $d(k)$ 와 근사 함수의 출력  $y(k)$ 의 차를 식 (17)과 같이 나타내며, 식 (18)은 오차에 대한 에너지 함수이다.

$$e(k) = d(k) - y(k) \quad (17)$$

$$\begin{aligned} J &= E\{|e(k)|^2\} \\ &= E\{|d(k) - y(k)|^2\} \end{aligned} \quad (18)$$

에너지 함수를 최소로 하는 최적인 상태의 근사 함수를 이루는 최적의 계수를 구하기 위해서 최소 자승법에 근거한 적응 계수 조절이 필요하다. 적응 알고리듬은 LMS 기법인 식 (19)와 같다.

$$h_{mno}(k+1) = h_{mno}(k) + \eta \Psi_{op}(k) e(k) \quad (19)$$

여기서  $\eta$ 은 적응계수로서 정규화된 값이다.

#### IV. 사례연구와 검토

전체 적응 시스템의 블록 다이아그램은 그림 3과 같이 시변 시스템의 입출력 정보로부터 적응기법을 이

용하여 함수 근사화를 이룬다.

사례연구에 사용한 시스템 [9]은 식(20)과 같은 시변 선형 시스템이다.

$$H(k, l) = \frac{k}{256} h_1(l) + \left(1 - \frac{k}{256}\right) h_2(l) \quad (20)$$

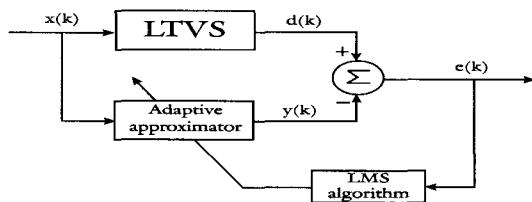


그림 3. 적응 시스템

Fig. 3. Overall adaptive system.

여기서  $0 \leq l \leq k \leq K$ ,  $K = 256$  이고,  $h_1(l)$ ,  $h_2(l)$ 은 식 (21)과 같으며,

$$H_1(z) = \frac{z^{-3}}{1 - 1.3z^{-1} + 0.41z^{-2} + 0.267z^{-3}} \quad (21)$$

$$H_2(z) = \frac{0.85z^{-3}}{1 - 0.7z^{-1} + 0.475z^{-2} + 0.87z^{-3}}$$

시스템의 입력은 식(22)과 같다.

$$x(k) = \frac{3}{2} \sin\left(\frac{\pi k}{25}\right) + \frac{6}{5} \cos\left(\frac{4\pi k}{125}\right) \quad (22)$$

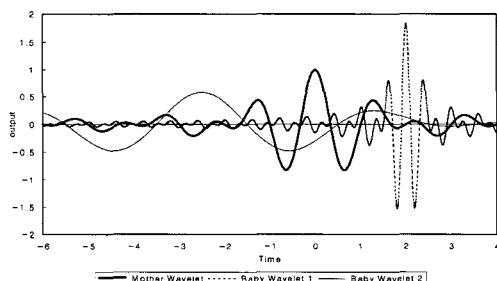


그림 4. 웨이브렛 함수

Fig. 4. Wavelet function.

본 논문의 사례연구에 사용된 어미 웨이브렛 [5,10]은 그림 4와 같은 Shannon 웨이브렛과 2차미분 Gaussian 함수를 사용하였고 망의 계수의 초기값은 모두 0을 설정하였으며 적응상수의 값은  $0.56 \times 10^{-2}$ 로서 적응률을 높일 수 있는 적절한 값을 설정하였다. 이러한 두가지 웨이브렛 함수의 주파수 응답은 대역필

터(BPF)의 특성을 가지는 것으로서 원하는 주파수 영역의 선택에 따라 웨이브렛의 변수를 선택함으로서 특정대역의 신호를 얻을 수 있다. 다양한 변수를 선택함에 있어 다해상도 해석이 가능하게 된다. 그림 5는 시스템과 근사함수의 출력과 근사오차를 보여주는 것으로서, 시간이 진행됨에 따라 시스템의 출력을 추종해감을 알 수 있다. 그리고 오차의 크기도 점점 작아지고 있으며, 기존의 방식과의 RMS 오차 비교는 그림 6과 같다. 그림 6에서는 퓨리에 시리즈 방법과의 비교를 나타낸 것으로서 웨이브렛을 이용한 방법이 오차가 빨리 감소하며 안정됨을 알 수 있다.

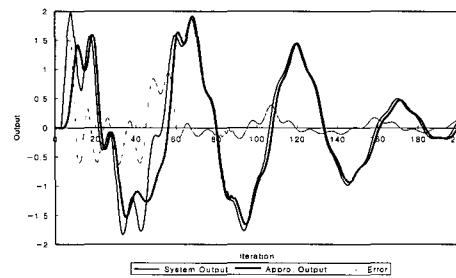


그림 5. 시스템과 근사화 함수의 응답 비교

Fig. 5. Comparison between real, approximate value and error.

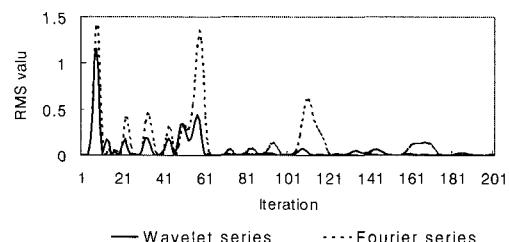


그림 6. 근사화 오차의 RMS 비교

Fig. 6. RMS comparision of approximate error.

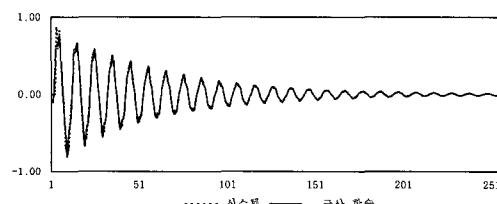


그림 7. 시스템과 근사화 함수의 임펄스 응답 비교

Fig. 7. Comparison between real and approximate of impulse response.

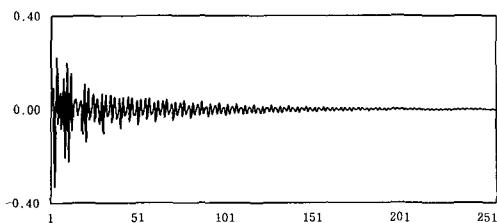


그림 8. 임펄스 응답 오차

Fig. 8. Impulse reponse error.

계수 행렬의 학습이 끝난 후에 시스템과 근사함수의 임펄스 응답을 비교하였다. 그림 7은 임펄스 응답 비교를 나타내고 있고, 그림 8은 이러한 근사함수의 임펄스 응답 오차를 나타내고 있다. 시변 특성을 나타내고 있는 그림 7의 시스템 응답에서 근사함수는 잘 추종됨을 알 수 있다.

## V. 결 론

본 논문에서는 이산 시간 시변 시스템의 임펄스 응답의 근사화를 위한 기법으로서 퓨리에 변환, STFT와 Gabor 변환등의 고정된 해상도를 가지는 해석 기법의 단점을 보완하고자 웨이브렛 변환 기법을 사용하여 시스템의 함수 근사화에 적용할 새로운 기법을 제안하였다. 웨이브렛 변환을 사용함으로써 시변 시스템의 근사 함수의 계수 행렬을 적응 기법을 이용하여 쉽게 찾아낼 수 있었다.

웨이브렛 계수로 이루어진 상수 행렬을 이용한 근사 기법을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해서 시스템의 응답과 근사 함수의 출력과 비교하고, 시스템의 임펄스 응답과 비교함으로써 근사화가 잘 이루어 짐을 확인할 수 있었다.

앞으로 웨이브렛 함수의 계수 설정 방법 및 근사함수를 이용한 시스템의 제어기법에 대한 연구가 수행되어야 할 것으로 사료되며, 이러한 기법을 이용하여 구성된 시변 시스템의 모형화는 미지의 시스템의 최적 근사화가 가능하므로 모형화가 필요한 많은 장치에 적

용될 수 있을 것이고 모형시스템을 이용한 제어기의 설계시 정밀 모형에 의한 정밀제어가 가능할 것이다. 대상 시스템의 내부특성을 주파수 영역과 시간영역에서의 해석이 가능하므로 시스템 해석 및 모형 데이터에 의한 시스템의 이상검출 및 고장진단에의 응용이 가능할 것이다.

## 참 고 문 헌

- [1] G. Strang, T. Nguyen, "Wavelets and Filter Banks", Wellesley-Press, 1996.
- [2] M. Vetterli, J. Kovacevic, "Wavelets and subband coding", Prentice hall, 1995.
- [3] N. H. Nielsen, M. V. Wickerhauser, "Wavelets and Time-Frequency Analysis", Proc. IEEE, vol. 84, no. 4, pp. 523-540, 1996.
- [4] M. I. Doroslovacki, H. Fan, "Wavelet-Based Linear System Modeling and Adaptive Filtering", IEEE Trans. Signal Processing, vol. 44, no. 5, pp. 1156-1167, 1996.
- [5] Y. T. Chan, "Wavelet Basics", Kluwer Academic Publisher, 1995.
- [6] Q. Zhang, A. Benveniste, "Wavelet Networks", IEEE Trans. Neural Networks, vol. 3, no. 6, 1992.
- [7] S. Haykin, "Adaptive Filter Theory", Prentice hall, 1991.
- [8] J. G. Proakis, C. M. Rader, "Advanced Digital Signal Processing", Macmillan, 1992.
- [9] H. Rotstein and S. R, "Gabor Transform Approximation of Time-Varying Systems", Proc. American Control Conference, pp. 2424-2429, 1995.
- [10] A. Cohen, J. Kovacevic, "Wavelets: The Mathematical Background", Proc. IEEE, vol. 84, no. 4, pp. 514-522. 1996.

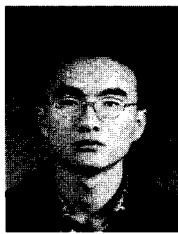
저자소개



李永錄(正會員)

1991年 경북대학교 전기과 졸업. 동대학원 석사(1994), 동대학원 박사수료(1996). 1997.8~현재 영진전문대학 전기과 전임강사. 관심분야는 지능이론에 의한 지능제어, 신호처리 및 응

용, 모델링



金東玉(學生會員)

1997年 제주대학교 전기과 졸업. 1997~현재 경북대학교 대학원 전기과 석사과정. 관심분야는 웨이브렛이론, 시스템이론, 적응제어, 지능제어 등



徐輔焄(正會員)

1975年 서울대학교 전기과 졸업. 동대학원 석사(1980), 동대학원 박사(1985). 현재 경북대 전자·전기 공학부 교수. 관심분야는 각종 제어이론과 퍼지, 신경망, 최적화 등을 이용한 제어이론 연구와 제어기 구현, 개발 그리고 설비의 설계와 응용