

주파수 영역 적응 디지털 필터를 이용한 Magnitude-Squared Coherence 함수 추정

On Estimating Magnitude-Squared Coherence Functions Using Frequency-Domain Adaptive Digital Filters

김 도 년 (Kim, D. N.)
차 일 환 (Cha, I. W.)
윤 대 희 (Youn, D. H.)

요 약

한 쌍의 주파수 영역 적응 디지털 필터를 이용하여 두 신호간의 magnitude squared coherence(MSC) 함수를 추정하는 방법을 제안하였다. 이와같은 방법은 시간 영역에서 한 쌍의 적응디지털 필터를 이용하는 LMS-MSC(least mean square-MSC) 알고리즘에 비하여 적은 양의 계산으로 MSC 함수를 구할 수 있다. MSC 함수 추정을 위하여 대표적인 주파수 영역 적응 필터링 알고리즘인 CFLMS(constrained frequency-domain LMS)와 UFLMS(unconstrained frequency-domain LMS) 알고리즘을 사용하였으며, 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 LMS-MSC 알고리즘과 성능을 비교하였다.

ABSTRACT

It is proposed to use a pair of frequency-domain adaptive digital filters to estimate the magnitude squared coherence(MSC) functions of two signals. Such a method requires less computations than the

LMS-MSC algorithm in which the least mean square (LMS) algorithm is applied in the time domain to compute the coefficients of a pair of adaptive digital filters. The frequency-domain adaptive digital filtering algorithms considered in this paper include the constrained frequency domain LMS (CFLMS) and the unconstrained frequency domain LMS (UFLMS) algorithms. The performance of the proposed methods are compared with those of the LMS-MSC algorithm.

I. 서 론

MSC (magnitude-squared coherence) 함수는 한쌍의 신호에 대한 주파수 영역에서의 선형의존도를 나타내며, 시스템 해석^(1, 2), 신호대 잡음비 측정⁽¹⁾, 시간지연추정^(3, 4) 등에 응용되고 있다. Stationary 인 두 신호 $x(k)$ 와 $y(k)$ 의 MSC 함수는 다음과같이 정의된다⁽¹⁾.

$$|\gamma_{xy}(f)|^2 = \frac{|G_{xy}(f)|^2}{G_{xx}(f) G_{yy}(f)} \quad (1)$$

여기서, $G_{xx}(f)$ 와 $G_{yy}(f)$ 는 $x(k)$ 와 $y(k)$ 각각의 auto-PSD (auto-power spectral density) 함수를 나타내며, $G_{xy}(f)$ 는 두 신호의 cross-PSD (cross-power spectral density) 함수를 나타낸다. 입력신호들의 통계적 특성이 시간에 따라 변할 경우(즉 non-stationary 혹은 time-varying), 시변 MSC 함수는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$|\gamma_{xy}(f, k)|^2 = \frac{|G_{xy}(f, k)|^2}{G_{xx}(f, k) G_{yy}(f, k)} \quad (2)$$

일반적인 MSC 함수의 추정방법은 WOSA (weighted overlapped segment averaging) 방법⁽¹⁾을 이용하여, auto/cross-PSD 함수를 계산하고 MSC 함수를 추정한다⁽²⁾. 근래에 들어서 한쌍의 Wiener 필터를 이용하여 MSC 함수를 추정하는 방법⁽⁵⁾이 제안되었으며, (6)에서는 수정된(modified) LMS 알고리즘을 이용하였고, (7)에서는 LS (least square)알

고리즘을 이용하였다. 최근에는 한 쌍의 ARMA (auto-regressive moving-average) 전달함수들을 곱하여서 MSC 함수를 추정하는 방법이 제시되었다^(8, 9).

본 논문에서는 한쌍의 주파수 영역 적응 디지털 필터⁽¹⁸⁻²²⁾를 이용하여 두 신호간의 MSC 함수를 추정하는 방법을 제안하고, 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 시간영역 LMS 알고리즘을 사용하는 LMS-MSC 알고리즘⁽⁶⁾과 성능을 비교하였다. 본 논문에서는 주파수 영역변수는 영문자의 대문자로, 시간영역 변수는 소문자로 나타내고 행렬이나 벡터는 밑줄친 영문자로 나타내었다.

II. LMS-MSC 알고리즘

그림 1에서 $x(k)$ 와 $y(k)$ 가 stationary 인 경우, 평균 자승오차 $E\{e_0^2(k)\}$ 를 최소로 하는 최적 (혹은 Wiener) 필터 계수 $h_{xy}(n)$ 은 다음 식을 만족한다⁽⁶⁾.

$$r_{xy}(m) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h_{xy}(n) r_{xx}(m-n), \quad |m| < \infty \quad (3a)$$

$$r_{xy}(m) = E[x(k) y(k-m)], \quad (3b)$$

$$r_{xx}(m) = E[x(k) x(k-m)] \quad (3c)$$

(3a) 와 (1)로부터, 최적필터의 전달함수 $H_{xy}(f)$ 는 다음과 같이 주어진다.

$$H_{xy}(f) = \frac{G_{xy}(f)}{G_{xx}(f)} \quad (4)$$

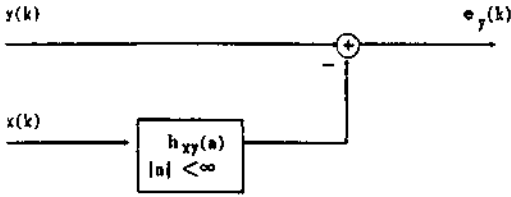


그림 1 Wiener 필터의 블럭도.

(4)와 (1)로부터, $x(k)$ 와 $y(k)$ 의 MSC 함수는 $H_{xy}(f)$ 와 $H_{yx}(f)$ 의 곱으로 주어짐을 알 수 있다. 즉,

$$|\gamma_{xy}(f)|^2 = H_{xy}(f) H_{yx}(f) \quad (5)$$

LMS-MSC 함수는 그림 2에 보인것과 같이 (3a)의 최적 필터 계수를 LMS 알고리즘을 사용하여 $h_{xy}(n)$ 과 $h_{yx}(n)$, $|n| \leq N$ 을 추정하여 그 결과로부터 MSC 함수를 구하였다⁽⁶⁾. 그림 2에서 주파수 영역에서 신호의 흐름은 굵은 선으로 표시하였으며 h_{xy}

(k)와 $h_{yx}(k)$ 는 LMS 알고리즘을 사용하여 시간 k에서 구한 필터 계수벡터를 나타낸다.

LMS 알고리즘은 여러 적응 필터링 알고리즘^(10, 11, 12, 13)에 비하여 적은 양의 계산을 요하나 수렴 속도가 기준(reference) 입력 신호의 자기상관행렬 (autocorrelation matrix)의 고유치 분포도에 의해 결정된다. 이러한 결점을 보완하기 위하여 기준 입력신호를 Gram-Schmidt orthogonalization 방법을 사용하여 직교화(orthogonalize)시키는 적응 lattice 필터⁽¹⁴⁾와 적응 escalator 필터⁽¹⁵⁾가 있으며 입력신호를 DFT(discrete Fourier transform) 혹은 DCT(discrete cosine transform)를 취하여 변환된 영역에서 LMS 알고리즘을 적용시키는 방법들^(16, 17)이 연구되어졌다.

주파수 영역에서 LMS 알고리즘을 적용시키는 경우에는 블럭(block) 단위의 연산이 가능하여 효율적으로 최적 시스템을 추정할 수 있으며 특히 계산된 최적 시스템 함수가 주파수 영역에서 구해지므로(4)

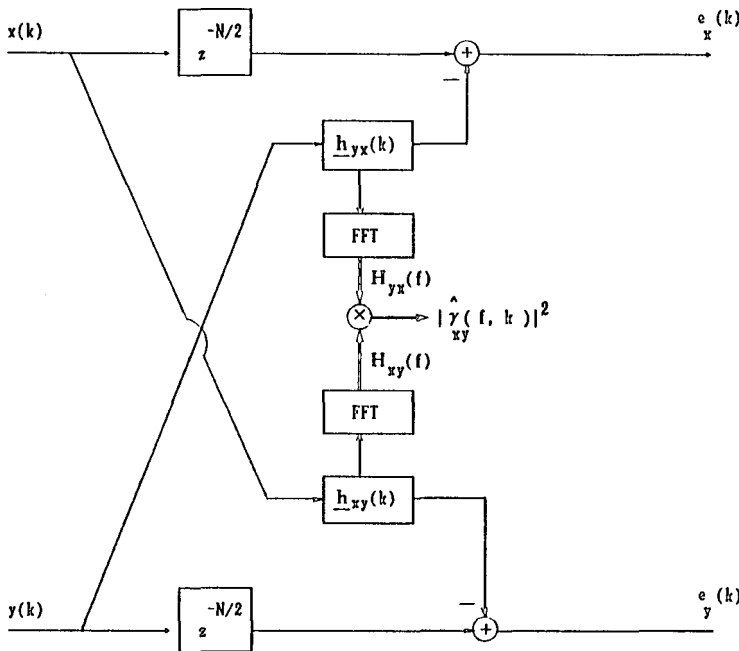


그림 2 LMS-MSC 알고리즘의 블럭도.

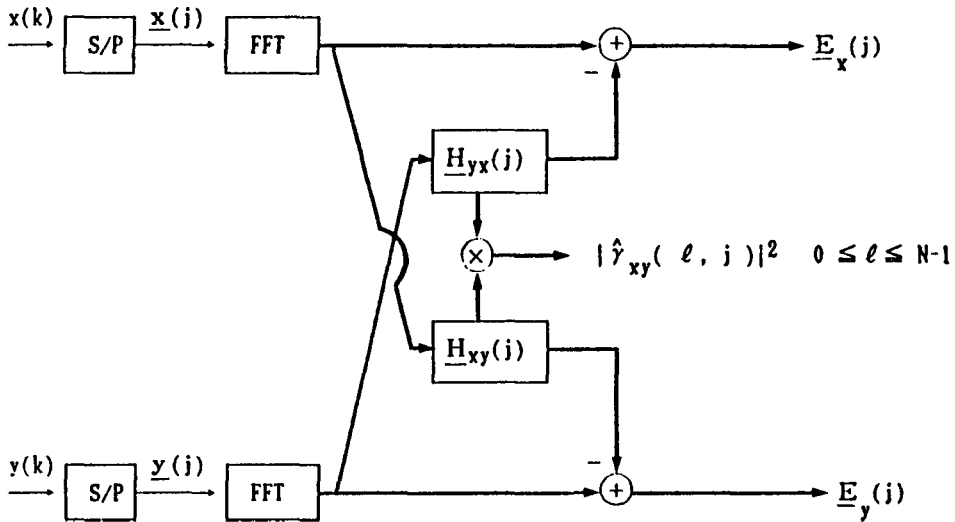


그림 3 주파수 영역 LMS ADF를 이용한 MSC 함수 추정 블록도.

에 주어진 최적 필터의 전달함수 $H_{xy}(f)$ 혹은 $H_{yx}(f)$ 를 시간영역 필터계수인 $h_{xy}(n)$ 혹은 $h_{yx}(n)$ 을 구하지 않고 직접 얻게 되어 (5)에 주어진 MSC 함수를 효율적으로 구할 수 있다.

III. 주파수 영역 적응 필터를 이용한 MSC 함수 추정

그림 3은 주파수 영역 LMS ADF (adaptive digital filter)를 사용하여 MSC 함수를 추정하는 방법을 일반화시킨 블록도이다. 한 쌍의 입력신호를 S/P(serial to parallel)과정을 통하여 블록으로 만든 다음 DFT(fast Fourier transform(FFT))을 사용하여 계산함.) 위하여 주파수 영역으로 변환하고, LMS 알고리즘을 사용함으로써 주파수 영역에서의 최적해 $H_{xy}(j)$ 와 $H_{yx}(j)$ 를 얻는다. 여기서 j 는 블록 인덱스를 나타낸 것이다. 그러므로, 이들을 서로 곱하여서 MSC 함수를 얻을 수 있다. 주파수 영역 LMS 알고리즘은 신호들을 블럭처리하고, 이때 FFT를 이용함으로써 계산상의 이득을 얻을 수 있

지만 FFT에 의하여 기준입력신호 벡터와 계수벡터 사이에 circular convolution이 되고, 기준입력신호 벡터와 오차출력벡터 사이에 circular correlation이 되는 단점이 있다. 이들을 linear convolution과 linear correlation이 되게 하기 위하여 overlap-save 방법이나 overlap-add 방법을 이용하는데 적응 필터에서는 overlap-save 방법이 계산량을 적게 필요로 한다⁽²⁾.

그림 4는 overlap-save 방법을 이용한 CFLMS (constrained frequency domain LMS) 알고리즘의 블록도이다. 먼저 원시입력신호를 Sect. 1 과정을 통하여 N 샘플 중복된 $2N$ 샘플의 벡터를 만들고 크기가 $2N$ 인 FFT를 취한다. 이것과 Sect. 4를 통하여 N 개의 필터계수 뒷부분에 N 개의 영을 덧붙인 계수 벡터를 FFT 취한 것과 서로 곱하고, FFT 역변환을 한다. 이들을 다시 Sect. 2 과정을 통하여 앞부분의 N 샘플을 영으로 만들어 줌으로써 linear convolution 된 필터 출력을 얻을 수 있다. 즉, 주파수 영역에서 필터출력 벡터 $\hat{Y}(j)$ 는 계수벡터 $H_{xy}(j)$ 를 사용하여 다음과 같이 나타낼 수 있다.

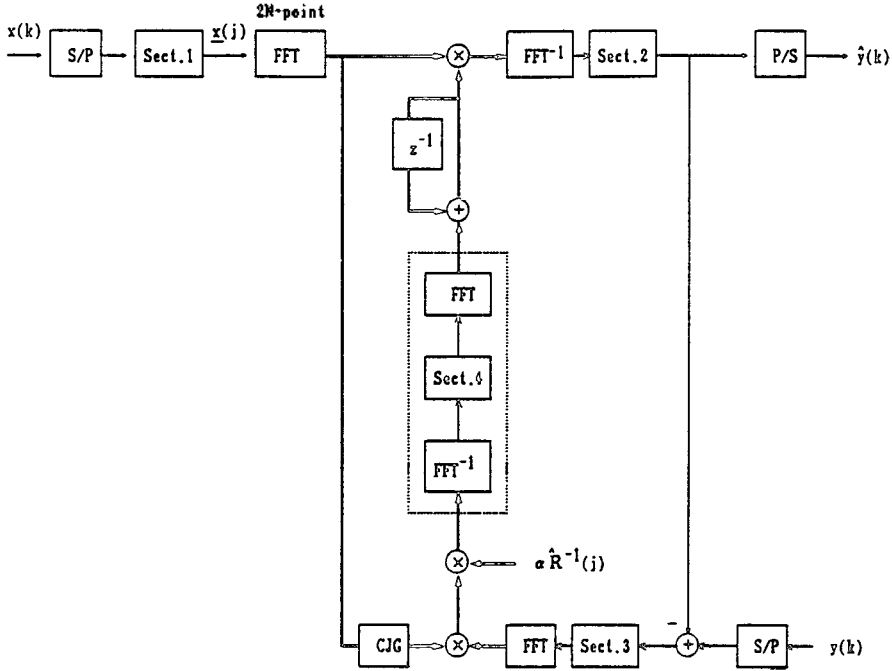


그림 4 CFLMS (점선 부분 포함) 혹은 UFLMS (점선부분 제외) ADF의 블럭도.

$$\underline{\hat{Y}}(j) = \underline{X}(j) \underline{H}_{xy}(j) \quad (6) \quad \hat{y}(jN) \cdots \hat{y}((j+1)N-1) \quad (14)$$

$$\underline{X}(j) = \underline{F} x(j) \quad (7)$$

윗 식에서 \underline{F} 는 $2N \times 2N$ DFT 행렬로써 (l, m) 번째 요소는 다음과 같다.

$$\underline{H}_{xy}(j) = \underline{F} \underline{h}_{xy}(j) \quad (8)$$

$$\underline{\hat{y}}(j) = \underline{F}^{-1} \underline{\hat{Y}}(j) \quad (9)$$

$$\begin{aligned} F(l, m) &= \exp\{-j 2 \pi l m / 2N\} \\ 0 \leq l, m &\leq 2N-1 \end{aligned} \quad (15)$$

$$\underline{X}(j) = \text{diag}[X(0, j) X(1, j) \cdots X(2N-1, j)] \quad (10)$$

$$\underline{H}_{xy}(j) = [H_{xy}(0, j) H_{xy}(1, j) \cdots H_{xy}(2N-1, j)] \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \underline{x}(j) &= [x((j-1)N) x((j-1)N+1) \cdots x(jN-1) \\ &\quad x(jN) \cdots x((j+1)N-1)]^T \end{aligned} \quad (12)$$

$$\underline{h}_{xy}(j) = [h(0, j) h(1, j) \cdots h(N-1, j) | 0 \cdots 0]^T \quad (13)$$

$$\underline{\hat{y}}(j) = [\hat{y}((j-1)N) \hat{y}((j-1)N+1) \cdots \hat{y}(jN-1)]$$

주파수 영역 LMS 알고리즘을 입력신호 벡터와 오차출력 벡터와의 correlation을 이용하여 계수벡터를 계산하는데, 이때 linear correlation이 되기 위하여, Sect. 3을 이용하여 오차출력 벡터의 앞부분에 N개의 영을 덧붙여 준다. 그러므로 correlation 행렬을 $\hat{y}(j)$, 시간영역에서 오차출력은 $e_y(j)$ 라고 하면 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$\Phi(j) = \underline{X}^*(j) \underline{E}(j) \tag{16}$$

$$\Phi(j) = \underline{F} \phi(j) \tag{17}$$

$$\underline{E}(j) = \underline{F} e_x(j) \tag{18}$$

$$\phi(j) = [\phi(0, j) \phi(1, j) \dots \phi(N-1, j) | \phi(N, j) \phi(N+1, j) \dots \phi(2N-1, j)]^T \tag{19}$$

$$e_x(j) = [0 \dots 0 | e_x(jN) e_x(jN+1) \dots e_x((j+1)N-1)]^T \tag{20}$$

위식에서 *는 복소수 conjugate transpose 를 나타낸 것이다. 그러므로 CFLMS 알고리즘의 계수 벡터는 다음과 같이 계산된다.

$$\underline{H}_{xy}(j+1) = \underline{H}_{xy}(j) + 2\alpha \underline{P} \underline{R}_x^{-1}(j) \underline{X}^*(j) \underline{E}_y(j) \tag{21}$$

$$\underline{P} = \underline{F}_x \underline{F}_x^{-1} \tag{22}$$

$$\underline{P} = \begin{bmatrix} I_N & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{23}$$

$$\hat{R}_x(j) = \text{diag}[R_x(0, j) R_x(1, j) \dots R_x(2N-1, j)] \tag{24}$$

위 식에서 α 는 수렴 상수를 나타낸 것이다. 또한 $\hat{R}_x(j)$ 는 필터의 수렴속도를 개선하기 위한 입력 신호 벡터에 대한 전력 스펙트럼의 추정치이며 주파수 l 에서 다음과 같이 추정할 수 있다.

$$R_x(l, j+1) = \beta R_x(l, j) + (1-\beta) X^*(l, j) X(l, j) \tag{25}$$

여기에서 β 는 smoothing parameter 이며, $0 < \beta < 1$ 이어야 한다.

그림 4 에서, 점선부분을 생략하여 입력신호 벡터

와 계수 벡터사이의 부분적인 circular correlation 을 허용함으로써, 구조를 간단화시킬 수도 있다. 이러한 알고리즘을 UFLMS (unconstrained frequency-domain LMS) 알고리즘이라 하며, 식(21)과 비교할때, 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\underline{H}_{xy}(j+1) = \underline{H}_{xy} + 2\alpha \hat{R}_x^{-1}(j) \underline{X}^*(j) \underline{E}_y(j) \tag{26}$$

그러므로, CFLMS 알고리즘을 이용하거나(CF LMS-MS) UFLMS 알고리즘을 이용함으로써(UFLMS-MS), 다음과 같이 MS 함수를 추정할 수 있다.

$$|\hat{y}_{xy}(l, j)|^2 = H_{xy}(l, j) H_{yx}(l, j) \quad 0 \leq l \leq N-1 \tag{27}$$

다음은 제시된 알고리즘과 LMS-MS 알고리즘의 계산량을 비교하기 위하여 (19)의 식(5)를 이용하여 곱셈량을 서로 비교하였다. LMS-MS 에서는 시변수렴상수를 사용한 LMS 알고리즘에서 필요로 하는 실수 곱셈량 $N(2N+5)$ 에서, 2 개의 FFT 와 N개의 복소수 곱셈이 필요하게 된다. 그러나, LMS-MS와 UFLMS-MS에서는 CFLMS 알고리즘과 UFLMS 알고리즘이 필요로 하는 곱셈량에서, N개의 복소수 곱셈만이 추가된다. 그러므로 LMS-MS의 실수 곱셈량에 대한 CFLMS-MS 와 UFLMS-MS의 실수 곱셈량 비율을 각각 O_1, O_2 라고 하면 다음과 같다.

$$O_1 = \frac{31+10 \log N/2}{2N+17+4 \log N/2} \tag{28}$$

$$O_2 = \frac{31+6 \log N/2}{2N+17+4 \log N/2} \tag{29}$$

표 1 은 필터 계수 N에 따른 곱셈량을 비교한 것이다. 필터 계수가 증가할수록 LMS-MS보다 계

안된 알고리즘이 효율적임을 보여주고 있다.

표 1 곱셈량의 비교.

N	O ₁	O ₂
16	0.761	0.692
32	0.501	0.445
64	0.304	0.265
128	0.175	0.149
256	0.096	0.081
512	0.052	0.043
1024	0.028	0.022
2048	0.014	0.011

IV. 시뮬레이션 및 결과 고찰

제안된 MSC 함수 추정방법들의 바이어스와 분산을 비교하기 위하여, 그림 5와 같은 모델을 사용하여 입력신호 $x(k)$ 와 $y(k)$ 를 만들었다. 이때 다음과 같은 시변 2차 필터를 이용하였다.

$$H_2(z, k) = \frac{z^{-1}}{1 - z^{-1} + a(k)z^{-2}} \quad (30)$$

$a(k)$ 는 시변 상수이며, $\sigma_s^2 = 1$, $\sigma_{n_2}^2 = 1$ 이다. 두 신호 $x(k)$, $y(k)$ 사이의 이론적 MSC 함수는 다음과 같다⁶⁾.

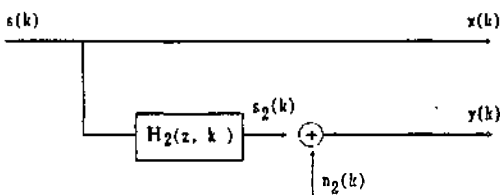


그림 5 신호 발생 모델.

$$|\gamma_{xy}(f, k)|^2 = \frac{|H_2(f, k)|^2}{|H_2(f, k)|^2 + 1} \quad (31)$$

1. 입력신호가 stationary인 경우

식(30)에서 $a(k)$ 가 상수 즉 $a(k)=0.8$ 이면 입력신호는 stationary가 된다. 30번의 독립시행을 거쳐 $k=9984$ (혹은 $k=jN$ 에서, $j=156$)에서 다음과 같이 ensemble 평균을 구하였다.

$$|\bar{\gamma}_{xy}(f, k=9984)|^2 = 1/30 \sum_{i=1}^{30} |\hat{\gamma}_{xy}(f, 9984)|^2 \quad (32)$$

여기서, i 는 i 번째 시행을 나타낸 것이다. 또한 추정된 MSC 함수의 분산은 다음과 같이 구하였다.

$$\text{Var}(|\hat{\gamma}_{xy}(f, 9984)|) = 1/30 \sum_{i=1}^{30} (|\hat{\gamma}_{xy}(f, 9984)|^2 - |\bar{\gamma}_{xy}(f, 9984)|^2) \quad (33)$$

그림 6과 7은 제안된 알고리즘들과 LMS-MSC 알고리즘의 ensemble 평균과 분산을 비교한 것이다. 여기서 수렴 상수 $\alpha = 1 - \beta$ 는 각각의 알고리즘에서 실험적으로 최적의 값으로 선택하였다. 즉 시변 수렴 상수를 사용한 LMS-MSC에서 $\alpha = 0.005$, CFLMS-MSC와 UFLMS-MSC에서는 각각 $\alpha = 0.06$, $\alpha = 0.005$ 를 선택하였다. LMS-MSC에서 필터 계수는 $N=64$ 이며, 64개의 영을 덧붙여 FFT 크기가 128되도록 하였다. CFLMS-MSC와 UFLMS-MSC에서 필터 계수와 블럭크기는 $N=64$ 되게 하고, FFT 크기는 $2N=128$ 되게 하였다. 그림 6과 7에서, CFLMS-MSC 알고리즘으로 얻은 결과의 바이어스와 분산이 LMS-MSC 알고리즘을 사용한 경우와 비슷함을 알 수 있다. 이것은 CFLMS 알고리즘의 시간영역에서의 최적 해는 LMS 알고리즘의 최적해와 같다는 것^(21, 22)을 보여주고 있다. 그러나 부분적인 circular convolution을 허용하는 UFLMS 알고리즘을 이용한 UFLMS-MSC는 LMS-MSC와

CFLMS-MS-C에 비하여, 바이어스와 분산이 큼을 보여 주고 있다.

2. 입력 신호가 nonstationary인 경우

식(30)에서 $a(k)$ 가 다음과 같이 주어진 경우 시간에 따라 변하는 MSC 함수를 추정하였다.

$$a(k) = 0.72 \cdot \sin(2\pi(k-1)/32000) + 0.08 \quad (34)$$

그림 8, 9, 10, 11은 $k=960$ ($j=15$), 3968 (62), 8000 (125), 10944 (171) 일 때의 이론적인 MSC 함수와 추정치를 그린 것이다. 이때 수렴상수는 LMS-MS-C에서 $\alpha=0.001$, CFLMS-MS-C와 UFLMS-MS-C에서는 $\alpha=0.2$ 를 선택하였다. 입력신호들이 nonstationary일때도 CFLMS-MS-C와 UFLMS-MS-C와 LMS-MS-C의 분산은 서로 비슷하지만, UFLMS-MS-C의 분산은 이들보다 큼을 보여 주고 있다.

V. 결 론

주파수 영역 LMS 알고리즘을 이용한 MSC 함수 추정 알고리즘을 제시하였다. 제안된 알고리즘은 LMS-MS-C 알고리즘에 비하여 계산량이 있어서 효율적이다. 또한 시뮬레이션을 통하여 성능을 비교하여 보았을 때, stationary 환경에서 CFLMS-MS-C 알고리즘은 LMS-MS-C 알고리즘과 비슷한 분산과 바이어스를 가지고 있으며, UFLMS-MS-C 알고리즘은 이들보다 분산과 바이어스가 큼을 알 수 있었다. Nonstationary 경우에도 CFLMS-MS-C 알고리즘은 LMS-MS-C 알고리즘과 분산이 서로 비슷하지만, UFLMS-MS-C 알고리즘은 이들보다 분산이 큼을 보여주었다.

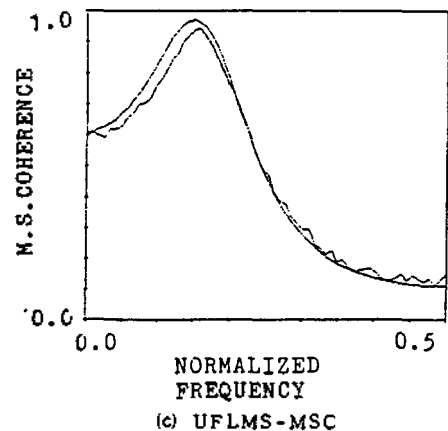
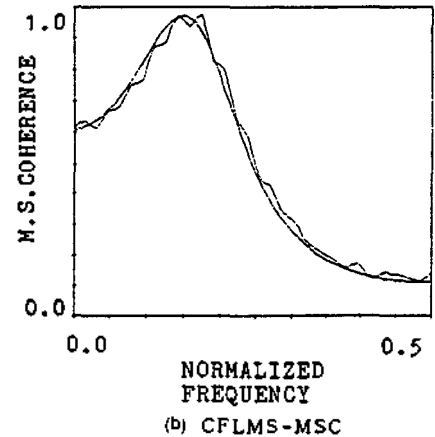
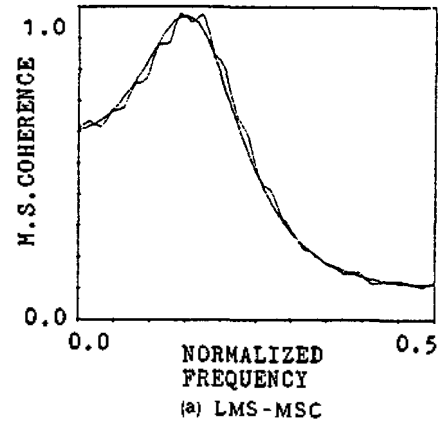


그림 6 추정된 MSC 함수의 ensemble 평균.

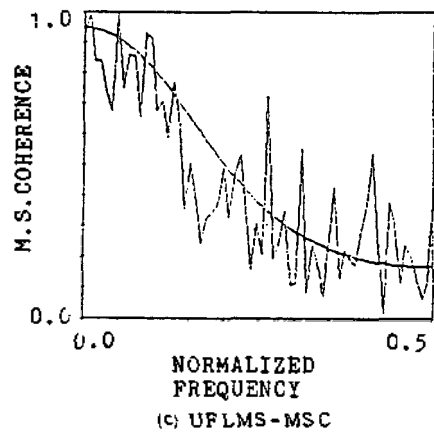
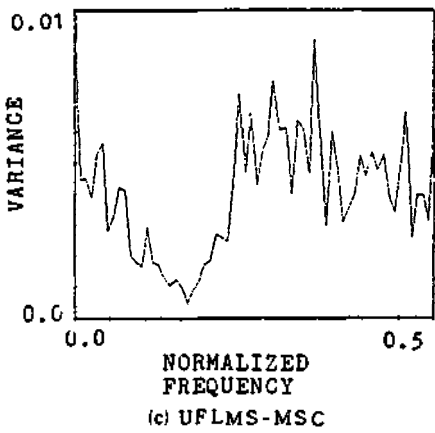
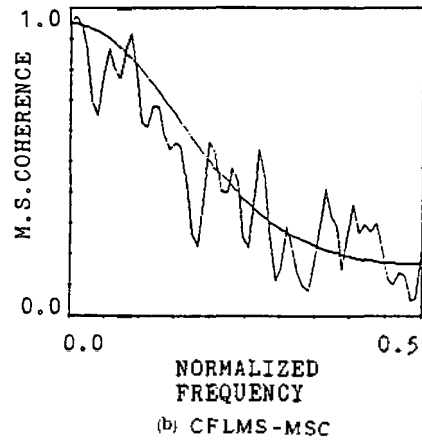
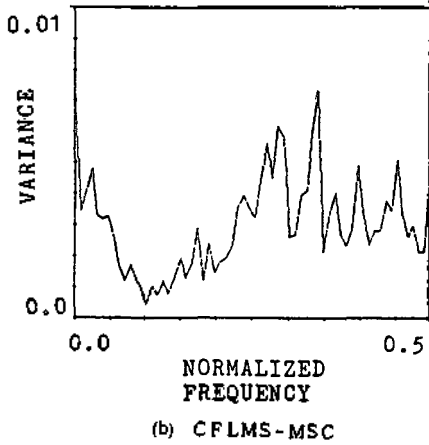
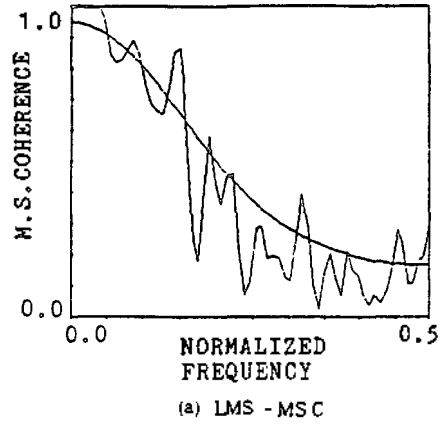
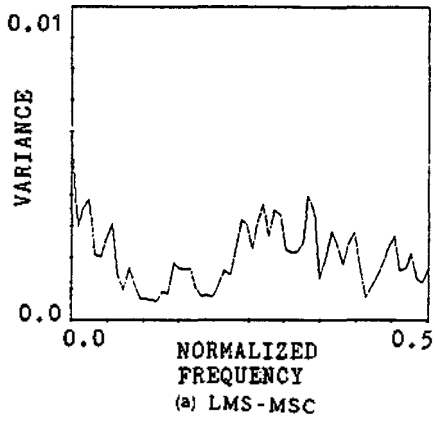


그림 7 추정된 MSC함수의 분산.

그림 8 시변 MSC함수 추정, k-960.

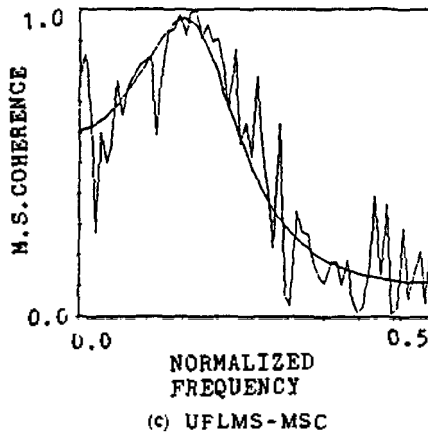
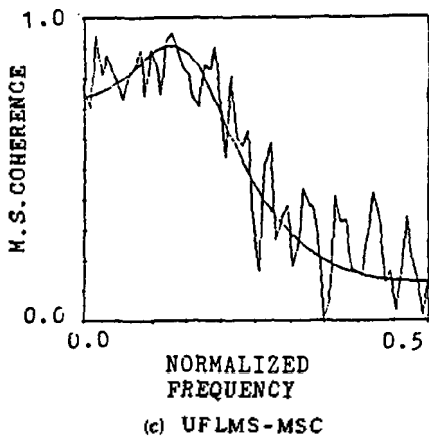
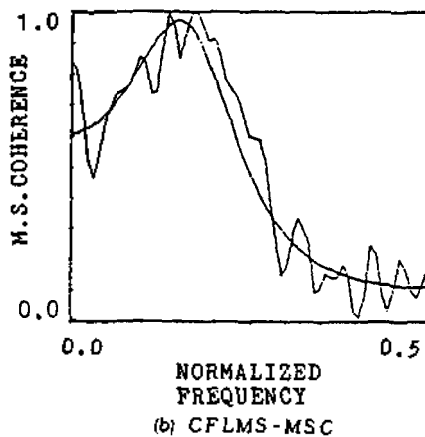
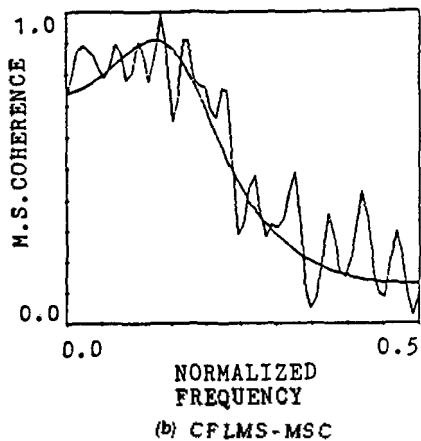
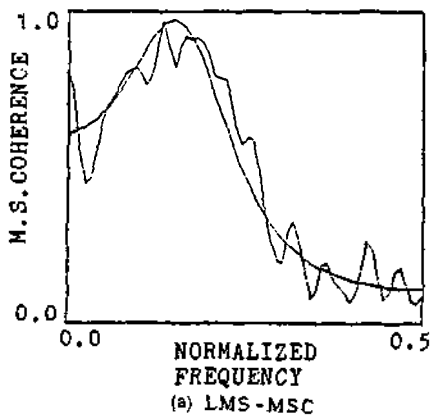
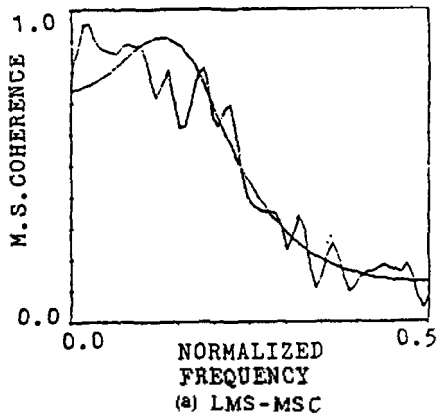


그림 9 시변 MSC 함수 추정, $k=3968$.

그림 10 시변 MSC 함수 추정, $k=8000$.

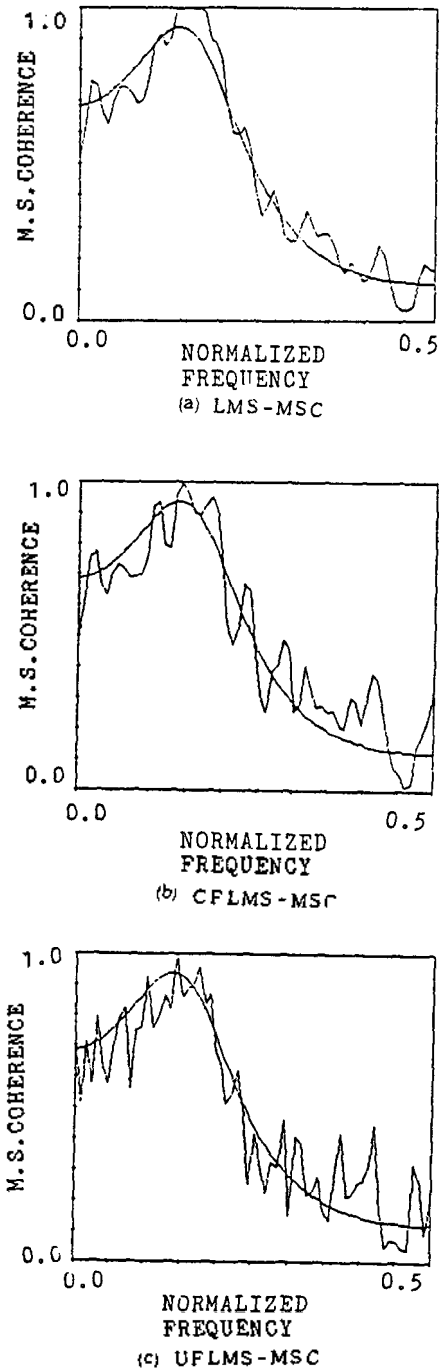


그림 11 시변 MSC 함수 추정. $k=10944$.

본 논문은 한국학술진흥재단의 1986년도 연구비에 의하여 연구되었음.

참고 문헌

1. G.C. Carter, C.H. Knapp, and A.H. Nuttall, "Estimation of the magnitude-squared coherence via overlapped fast Fourier transform processing" *IEEE Trans. Audio Electroacoust.*, AU-21, pp. 337-344, Aug. 1973.
2. S.D. Stearns, "Applications of the coherence function in comparing seismometers," Sandia Lab., Tech. Rep. SAND 79-1633, Dec. 1979, Albuquerque, NM 877185.
3. G.C. Carter, A.H. Nutall, and P.G. Cable, "The smoothed coherence transform (SCOT)," *Proc. IEEE*, Vol.61, pp.1497-1498, Oct. 1973.
4. K. Scarbrough, N. Ahmed, and G.C. Carter, "On the simulation of a class of time delay estimation algorithms," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, Vol.ASSP-29, June 1981.
5. Y.T. Chan, J.M. Riley, and J.B. Plant, "Wiener filter approach to coherence estimation," *IEEE proc. Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing*. (Denver Co), pp.648-649, Mar. 1980.
6. D.H. Youn, N. Ahmed, and G.C. Carter, "Magnitude squared coherence function estimation: Adaptive approach," *IEEE Trans. Acoust., Speech and Signal Processing*, Vol.ASSP-31, No.1, 137-142, Feb. 1983.
7. Y.T. Chan and R.K. Miskowicz, "Estimation of coherence and time delay with ARMA models," *IEEE Trans., Acoust., Speech and Sig. Proc.*, Vol. ASSP-32, pp.295-303, Apr. 1984.
8. J.A. Cadzow, and O.M. Solomon, Jr., "Linear modeling and the coherence function," *IEEE Trans. Acoust., Speech and Signal Processing*, Vol.ASSP-35, pp.19-28m Jan. 1987.
9. J.A. Cadzow et al., "Estimation of time varying coherence function," *IEEE Proc. Int. Acoust., Speech and Signal Processing (Tokyo)*, pp.2343-2346, 1986.

10. S.D. Stearns, G.R. Elliott, and N. Ahmed, "On adaptive recursive filtering," Proc. 10th Asilomar Conf. Circuits and Systems, pp.5-10, 1975.
11. F.L. Feintuch, "An Adaptive recursive LMS filter," Proc. IEEE, Vol.64, No.11, pp.1622-1624, Nov. 1976.
12. J.R. Treichler, M.G. Larimore, and C.R. Johnson, "Simple adaptive IIR filtering," Proc. ICASSP, Tulsa, OK, pp.118-122, Apr. 1978.
13. D. Parikh, N. Ahmed, and S.D. Stearns, "An adaptive lattice algorithm for recursive filters," IEEE Trans., Acoust., Speech and Sig. Proc., Vol. ASSP-28, pp.110-111, Feb. 1980.
14. D.G. Messerschmitt, "A class of generalized lattice filter," IEEE Trans. Acoust., Speech, and Sig. Proc., Vol. ASSP-28, No.2, pp.198-204, Apr. 1981.
15. D.H. Youn, "A class of adaptive methods for estimating coherence and time delay functions," Ph. D. dissertation, Kansas state Univ., 1982.
16. S. Shankar Narayan et al., "Transform domain LMS algorithm," IEEE Trans. Acoust., Speech and Signal Processing, Vol. ASSP-31, pp.609-615, June 1983.
17. J.C. Lee and C.K. Un, "Performance of transform-domain LMS adaptive digital filter," IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, Vol. ASSP-34, pp.499-510, June 1986.
18. E.R. Ferrara, "Fast implementation of LMS adaptive filters," IEEE Trans. Acoust., Speech and Signal Processing, Vol. ASSP-28, No.4, pp. 474-475, Aug. 1980.
19. D. Mansour and A.H. Gray, Jr., "Unconstrained frequency domain adaptive filter," IEEE Trans. Acoust., Speech and Signal Processing, Vol. ASSP-30, pp.726-734, Oct. 1982.
20. G.A. Clark, S.K. Mitra and S.R. Parker, "Block implementation of adaptive digital filters," IEEE Trans. Acoust., Speech and Signal Processing, Vol. ASSP-29, No.3, pp.744-725, June 1981.
21. G.A. Clark, S.R. Parker and S.K. Milters, "A Unified approach to time and frequency domain realization of FIR adaptive digital filters," IEEE Trans. Acoust., Speech and Signal Processing, Vol. ASSP-31, No.5, pp.1073-1083, Oct. 1983.
22. 이재천, 은종관, "주파수 영역적응여파기의 수렴특성에 관한 연구," 전자통신종합학술대회논문집, pp 89-100, 1987.

▲김도년



1962년 10월 27일생
 1985년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업
 1988년 2월 연세대학교 본대학원 전자공학과 석사 졸업 예정

▲차일환(정회원) 1권 1호 참조

▲윤대희(정회원) 6권 2호 참조