

AR 스펙트럼 추정법을 이용한 원자로 중성자 잡음 신호 해석

Reactor Neutron Noise Analysis using AR Spectral Estimation

심 철 무*, 황 태 진**, 백 흥 기**

(Cheul-Muu Sim*, Tae-Jin Hwang**, Heung-Ki Baik**)

요 약

원자로의 구조적 건전성을 확보하고 사고를 미연에 방지하기 위해서 중성자 잡음 신호를 이용한 진동 감시에는 주기성도표(periodogram), 평균주기성도표(averaged periodogram), Blackman-Tukey 스펙트럼추정 등을 이용하고 있으나 본 논문에서는 통계적인 비편향성(unbiased), 일치성(consistency), 효율성(efficiency), 충족성(minimum lower bound)을 고려한 파라미터 모델링 방법 중 AR 모델을 이용하여 원자로 구조물의 최적의 파라미터를 추정하고 진동 감시에 필요한 스펙트럼 분석의 해상도를 높였다. 특히 논문에서는 차수 선정에서 AR 모델의 적절한 차수선정(order selection)을 위하여 자기상관의 lag value을 이용하였다. AR 방법중 Burg 방법이 원자로 구조물의 고유진동수를 추적하는데 가장 효과적이다.

ABSTRACT

A reactor vibration monitoring has been performed using neutron noise obtained from excore detectors for the safety operation. Traditionally, the spectral estimator based on Fourier analysis has been widely used in the noise analysis of the reactor system. If the bias is too severe, the resolution would not be adequate for a given application. One major motivation for the current interests in the parametric approach to spectral estimation is the apparent higher resolution achievable with these modern techniques. In considering an unbiased, a consistency, an efficiency, and a minimum lower bound of the statistic estimation, an AR model is appropriate for noise spectral estimation with sharp peaks but not deep valleys. In order to select an appropriate model order, the lag value of autocorrelation function is applied. Burg method to trace the vibration mode of RPV internal is the most successful.

I. 서 론

원자로의 구조적 건전성을 확보하고 사고를 미연에 방지하기 위해서는 원자로 내부 구조물의 결함을 조기에 탐지할 수 있는 감시 활동이 필수적이다.[1][2] 특히 원전 출력 운전중 원자로 내부 구조물인 노심지지통(CSB; core support barrel)의 축방향 지지력(axial preload) 및 열차폐체(TS; thermal shield)의 지지 건전성을 연속적으로 감시하여 결함을 탐지할 수 있는 방법이 필요하다. 그림 1에서 원자로 내부 구조물 구성 부품을 간략하게 보여 주고 있다.

현재까지 진동 감시에는 중성자 잡음 신호를 취득하고 주파수 응답 상관함수, 스펙트럼 밀도 등의 기술 함수를 이용하여 구성기기들의 구조적 건전성에 관한 정보 및 동적 특성이나 열수력학적 특성에 관한 정보를 얻고 있다.[3, 4] 원자로 잡음 연구는 Hoffman이 처음 시작하였

으며, 1959년부터 More와 Cho에 의해 원자로의 전달 함수를 원자로 잡음 스펙트럼에 의해 구현해 보려는 시도가 있었다.[10] 최근에 들어서 modal 해석 및 FEMA 등을 이용하여 원자로 내부 구조물에 대한 동특성 분석이 이루어지고 있다.[11] 가동중인 원전구조물의 건전성을 확인하기 위하여 현재까지는 중성자 잡음 신호 및 가속도계 신호를 취득하여 푸리에 해석을 이용한 주기성도표(periodogram)를 사용하는데 이 방법은 측정 데이터의 유한성 때문에 통계적인 오류를 포함하고 있고 복잡한 구조물의 진동 특성을 일관적으로 나타내기가 몹시 어렵다. 이러한 유한한 데이터에 의한 통계적인 오류를 최소화하기 위한 방법으로 파라미터 추적 접근 방식이 Fukunishi와 Alien을 중심으로 1977년도 부터 시작되었다.[10, 18] 그 후 파라메트릭 모델을 이용한 스펙트럼 추정 이론이 Kay와 Marple을 중심으로 널리 보급되었으며[9] 음성인식이나 음향, 소음, 진동, 초음파신호 분석 등에 널리 보급되고 있는 추세이다.

본 논문에서는 원자로 내부 구조물의 건전성에 관한 정보 및 동적 특성을 알 수 있는 최적의 스펙트럼 추정술

*한국원자력연구소

**전북대학교 전자공학과

접수일자: 1997년 4월 9일

하기 위하여 적응 알고리즘으로 선형 예측 알고리즘을 사용하였다.[12] 선형 예측 알고리즘은 Wiener-Hopf 공식을 이용한 파라미터 추적 방식이다. 중성자 잡음 신호를 이용하여 구조물의 공진 특성을 분석하기 전에 현대역 신호를 사용하여 푸리에 방법과 파라메트릭 모델 방법들 중 자기상관(autocorrelation) 방법과 Burg 방법을 비교하였다.[9] 울진 1호기 원자력 발전소에서 중성자 잡음 신호를 취득하여 AR 모델의 스펙트럼 추정의 실험 결과들을 전통적인 추정 방법들과 비교하였다. 따라서 통계적인 오류가 없는 상태에서 복잡한 구조물들의 진동특성을 분석하기 위한 스펙트럼의 해상도를 높이고자 한다. 따라서 원자로 내부 구조물의 결함을 조기에 진단하여 원전의 안전성을 높일 수 있다.

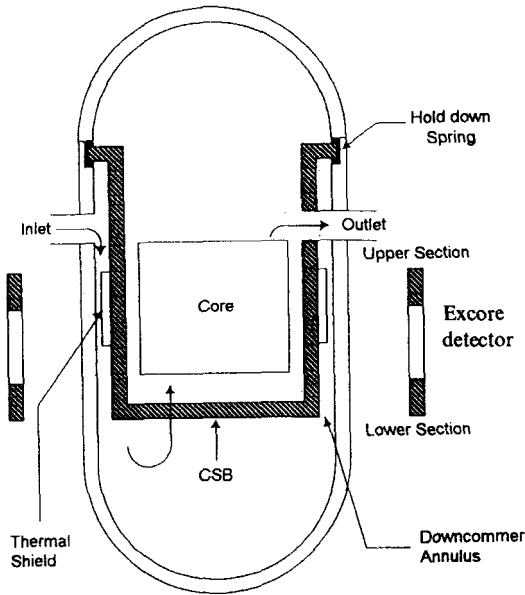


그림 1. 원자로의 Core Support Barrel/Thermal Shield
Fig. 1 Core Support Barrel/Thermal Shield of Reactor

II. 중성자 잡음 신호의 고전적인 스펙트럼 추정

2.1 중성자 잡음 신호

그림 2에서 보는 바와 같이 노의 중성자 잡음 신호는 원자로(RPV) 주변에 설치된 4개 감지기에 의해 측정된다. 노심지지통의 진동으로 인한 중성자속의 변화는 중성자 감쇄 효과에 의해서 다음 식으로 유도될 수 있다.[1, 7]

$$\theta_d = \theta_0 e^{-X\Delta X \Sigma r} \tag{1}$$

θ_d = 측정된 중성자속

θ_0 = 중성자원

X = 차폐두께

Σr = 중성자 유효 감속 단면적

노심지지통이 원자로 압력용기에서 상대적으로 ΔX 만큼 움직인 후에 측정된 중성자속은

$$\theta_d' = \theta_0 e^{-(X+\Delta X)\Sigma r} \tag{2}$$

이고, $\Delta X \Sigma r$ 이 작기 때문에 ΔX 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Delta X = \frac{1}{\Sigma r} \left(\frac{\theta_d - \theta_d'}{\theta_d} \right) \tag{3}$$

$\theta_d - \theta_d'$ 는 순간차이므로 다음과 같은 식으로 표현할 수 있다.

$$\Delta X(t) = \frac{1}{\Sigma r} \left[\frac{\Delta \theta(t)}{\theta_d} \right] \tag{4}$$

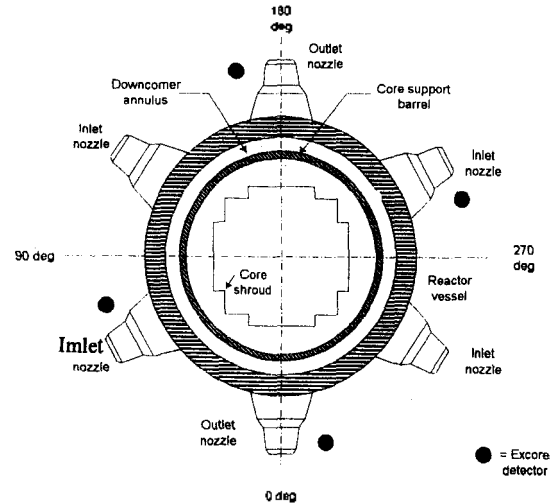


그림 2. 중성자 감지기 위치
Fig. 2 Typical Excore Detector Locations

2.2 중성자 잡음신호의 통계적 표현[3]

노의 핵계측 중성자속 신호 $x[n]$ 는 $x[n] = \langle x[n] \rangle + \Delta x[n]$ 로 표현할 수 있다. $\langle x[n] \rangle$ 는 신호의 평균값을 나타내고, 변동치 $\Delta x[n]$ 은

$$\Delta x[n] = x_c[n] + x_r[n] + x_s[n] \tag{5}$$

으로 표현할 수 있다. 여기서 $x_c[n]$ 는 CSB/TS의 운동에 의한 변동치를, $x_r[n]$ 는 반응도 변동치를 나타내며 $x_s[n]$ 는 검출기내에서의 반응율의 통계적 변동치를 각각 나타낸다. 통계적으로 표현 가능한 수식을 얻기 위하여 다음과 같은 자기상관함수를 사용한다.

$$R_x(k) = \langle x[n]x[n+k] \rangle = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{2N+1} \left| \sum_{n=-N}^N x_c[n]x_c[n+k] \right|$$

$$+x_r[n]x_r[n+k] + x_s[n]x_s[n+k] \quad (6)$$

$x_r[n]$, $x_s[n]$ 들이 $R_x(k)$ 함수 상에서 상대적으로 작아지므로 CSB/TS 운동에 의한 변동치 $x_r[n]$ 값이 얻어진다. $R_x(k)$ 를 푸리에 변환하여 주파수 영역에서 표현한 스펙트럼 밀도함수(spectral density function)는

$$PSD = S_x(z) = \mathcal{F}\{R(k)\} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} R(k) e^{-jk\omega T} \quad (7)$$

이며, 이 식을 통해 개개 구조물 또는 복합 구조물인 고유진동수를 알아낼 수 있다. CSB/TS의 운동은 방향성을 가지므로 2개의 다른 채널간의 신호에 대한 coherence 및 위상을 측정하여 신호특성을 관찰함으로써 진동의 종류를 확인해 낼 수 있다. CSB/TS 진동 모드는 beam, shell 모드로 구성되었으며, 그 외에 reactor와 관련된 swing 모드, 수직 모드, 핵연료 집합체와 관련된 연료 모드 및 inlet-outlet nozzle의 pressure standing wave 등이 있으며 50Hz 이내의 주파수 영역에서 공진 꼭지점을 나타낸다. 이러한 모드들은 축소된 모델 제작 및 FEMA를 통해서 확인할 수 있다. 그림 3은 CSB/TS 기본 진동 모드를 보여주고 있다.[17] 만일 CSB/TS의 지지력이 상실되면 beam, shell 모드의 주파수가 천이된다.[3] 따라서 원자로의 구조적 건전성을 확보하고 사고를 미연에 방지하기 위해서는 원자로 내부 구조물의 결함을 조기에 탐지할 수 있는 스펙트럼 분석이 필수적이다.

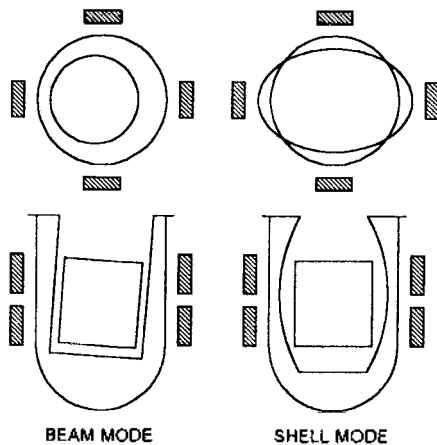


그림 3. CSB/TS 진동 mode
Fig. 3 CSB/TS vibration mode

2.3 중성자 감음 신호의 통계적 불확실성

위에서 푸리에 방법에 의한 스펙트럼 밀도 즉, 주기성 도표에 대해서 언급하였다. 이는 유한한 데이터를 가지고 스펙트럼 밀도를 추적하기 때문에 통계적인 오류를 포함하고 있다. 유한한 데이터인 경우 전형적인 평균 추정과 분산 추정은 다음 식과 같다.[5]

$$\bar{m}_x = \frac{1}{L} \sum_{n=0}^{L-1} x[n] \quad (8)$$

$$\hat{\sigma}_x^2 = \frac{1}{L} \sum_{n=0}^{L-1} (x[n] - \bar{m}_x)^2 \quad (9)$$

만약 위 식에서 L 이 ∞ 로 커지면 \bar{m}_x 의 기대값은 실제의 평균 m_x 이 되어 비편이(unbias)된 스펙트럼을 얻을 수 있고, $\hat{\sigma}_x^2$ 의 기대값도 실제의 분산 σ_x^2 에 가까워져 일관된(consistent) 스펙트럼을 얻을 수 있다. 그러나 실제적으로 유한한 데이터만 얻을 수 있으므로 통계적인 오차를 줄이기 위한 기법 등이 필요하다. 가장 기본적으로 평균 주기성 도표(averaged periodogram)를 이용해서 통계적 오차를 줄일 수 있는 방법이 있으나 이 방법은 평균 횟수(K)가 증가할수록 분산은 줄일 수 있으나, 바이어스가 증가하는 단점이 있다.[14][15] 또한 Blackman-Tukey 스펙트럼 밀도 추정자는 창함수를 사용하여 분산-바이어스의 상보관계(trade-off)를 어느 정도 줄일 수 있으나, 평균 주기성 도표 방법과 동일한 단점을 가지고 있다. 본 논문에서는 현대적 스펙트럼 추정 방법으로 알려진 파라메트릭 모델을 이용하여 통계적 오류를 최소화하여 최적의 스펙트럼 밀도를 얻고자 한다.[9]

III. 현대적인 스펙트럼 추정

현대적인 스펙트럼 추정 방법은 파라메트릭 모델을 선정하는 방법으로 먼저 스펙트럼 분석 및 신호 특성에 적합한 모델을 선정하고 최적화의 파라미터를 추정하여 최적의 스펙트럼을 얻는 것이다. 시간 열에서 가장 많이 쓰이는 주파수 스펙트럼 방법으로는 AR 스펙트럼 추정자가 사용된다. 이것은 선형 방정식을 푸는데 파라미터를 정확히 추정할 수 있기 때문이다. 흔히 AR 스펙트럼 추정자를 선형 예측 스펙트럼 추정자라고도 한다.[9, 12]

3.1 AR 프로세스

AR 스펙트럼은 AR 변수에 의해 결정되므로 AR 스펙트럼 추정기를 해석하는데 있어서 AR 프로세스의 성질들을 이해하는 것이 중요하다. 본 논문에서 사용되는 신호 $x[n]$ 은 AR(p) 프로세스라 가정한다. 선형 예측은 관측된 데이터의 집합, $\{x[n-1], x[n-2], \dots, x[n-p]\}$ 으로부터 $x[n]$ 을 예측하는 것으로 다음식과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{x}[n] = - \sum_{k=1}^p a_k x[n-k] \quad (10)$$

여기에서 계수 a_1, a_2, \dots, a_p 는 예측 오차 $\rho = \zeta(|x[n] - \hat{x}[n]|^2)$ 을 최소화시키도록 선택된다. 직교 원리(orthogonality principle)를 이용하여 ρ 를 최소화시키는 과정에서 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$\xi[x^*[n-k](x[n] - \hat{x}[n])] = 0 \quad k=1, 2, \dots, p \quad (11)$$

최소 예측 사승 오차는 (11)식으로부터 다음과 같이 얻어진다.

$$\begin{aligned} \rho_{MIN} &= \langle x[n], x[n] \rangle - \langle x[n], \hat{x}[n] \rangle \\ &= \langle x[n], x[n] \rangle + \sum_{k=1}^p a[k] \langle x[k], x[n-k] \rangle \\ &= r_{xx}[0] + \sum_{k=1}^p a[k] r_{xx}[-k] \end{aligned} \quad (12)$$

위 식을 Yule-Walker 방정식이라 하며 계수값은 행렬식을 풀면 구할 수 있다. 이 식에서 $a_k = a[k]$ 이고 $\rho_{MIN} = \sigma^2$ 이다.

3.2 Levinson 알고리즘

AR(p) 프로세스의 Yule-Walker 방정식의 해는 최적의 선형 예측 계수를 발생시킨다. 가우시안 소거법을 이용하여 최적의 계수를 얻을 수 있지만, $O(p^3)$ 의 연산량을 필요로 한다. Levinson 알고리즘은 $O(p^2)$ 의 연산량으로 Yule-Walker 방정식을 풀 수 있는 알고리즘이다. 이 알고리즘은 단지 효율적인 계산 알고리즘으로 보이지만, 사실상 AR 프로세스의 기본 성질과 반사 계수와 격자 필터의 개념들이 모두 Levinson 알고리즘에 기초를 두고 있다. 이 과정은 Gram-Schmidt 직교화 원리에 의하여 계산된다. Levinson 순환 알고리즘은 다음과 같이 초기화되고, 갱신된다.[13]

$$a_1[1] = -\frac{r_{xx}[1]}{r_{xx}[0]} \quad (13)$$

$$\rho_1 = (1 - |a_1[1]|^2) r_{xx}[0] \quad (14)$$

$$a_k[k] = -\frac{r_{xx}[k] + \sum_{i=1}^{k-1} a_{k-1}[i] r_{xx}[k-i]}{\rho_{k-1}} \quad (15)$$

$$a_k[i] = a_{k-1}[i] + a_k[k] a_{k-1}^*[k-i] \quad i=1, 2, \dots, k-1 \quad (16)$$

$$\rho_k = (1 - |a_k[k]|^2) \rho_{k-1} \quad (17)$$

여기서 반사계수는 $k_k = a_k[k]$ 로 주어진다.

3.3 AR 모델 차수 선정

AR 스펙트럼 추정에 있어서 차수 선정은 아주 중요한 문제이다. 차수 선정에 있어서 너무 낮은 차수는 스펙트럼 분석시 공진점을 무디게 하는 결과를 초래하고 반대로 너무 높은 차수는 통계적 불안정과 spurious 피크를 발생시킨다. 차수 선정 방법으로 Akaike가 제안한 두 방법 FPE(final prediction error)방법과 AIC(Akaike information criterion)방법이 있다. 가동중인 울진 원자로의 기계적 동특성을 대표할 수 있는 최적의 모델 차수는 F-Test방법과 AIC방법에 의하여 AR(12) 모델로 추정된 바 있다.[15] 첫

번째 FPE 방법은 다음과 같이 정의된다.[15]

$$FPE(k) = \frac{(N+k)}{(N-k)} \hat{\rho}_k \quad (18)$$

여기서, $\hat{\rho}_k$ 는 k에서의 신호 분산이고, k는 차수, N은 데이터 개수를 나타낸다. 두 번째 방법은 좀더 일반적으로 쓰여지고 있는 AIC로서 다음과 같이 정의된다.

$$AIC(k) = N \ln \hat{\rho}_k + 2k \quad (19)$$

AIC와 FPE의 성능은 동일하지만 데이터 개수가 적으면 AIC방법이 더 효과적이다.[9] 그 외에도 Parzen이 제안한 CAT(criterion autoregressive transformation)방법이 있다. 본 논문에서는 자기상관함수에서 편이된 값(lag value) 차수로 최적의 모델 차수를 선택하는 방법을 제안하고자 한다.

3.4 AR 스펙트럼 추정 방법

3.4.1 자기상관 방법 (autocorrelation method)

자기상관 방법은 관측되지 않는 데이터는 영으로 처리하여 계산하는 방법으로 입력 벡터 $x[n]$ 을 다음과 같이 표시한다.

$$\{x[0], x[1], x[2], \dots, x[N-1]\} \quad (20)$$

위 식에 의하여 주어진 예측 오차를 최소화하면 다음과 같은 식이 된다.

$$\frac{1}{N} \sum_{n=-\infty}^{\infty} (x[n] + \sum_{k=-\infty}^{\infty} (a[k] x[n-k]) x^*[n-1]) = 0 \quad (21)$$

위 식은 행렬식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} \hat{r}_{xx}[0] & \hat{r}_{xx}[-1] & \dots & \hat{r}_{xx}[-(p-1)] \\ \hat{r}_{xx}[1] & \hat{r}_{xx}[0] & \dots & \hat{r}_{xx}[-(p-2)] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{r}_{xx}[p-1] & \hat{r}_{xx}[p-2] & \dots & \hat{r}_{xx}[0] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{a}[1] \\ \hat{a}[2] \\ \vdots \\ \hat{a}[p] \end{bmatrix} \\ &= - \begin{bmatrix} \hat{r}_{xx}[1] \\ \hat{r}_{xx}[2] \\ \vdots \\ \hat{r}_{xx}[p] \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (22)$$

여기서, $\hat{r}_{xx}[k]$ 는 다음과 같다.

$$\hat{r}_{xx}[k] = \begin{cases} \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1-k} x^*[n] x[n+k] & \text{for } k=0, 1, \dots, p \\ \hat{r}_{xx}[-k] & \text{for } k=-(p-1), -(p-2), \dots, -1 \end{cases} \quad (23)$$

따라서 자기상관방법에 의한 스펙트럼 추정은 다음 식으로 표현된다.

$$\hat{\sigma}^2 = \hat{r}_{xx}[0] + \sum_{k=1}^p \hat{a}[k] \hat{r}_{xx}[-k] \quad (24)$$

$$P_{AR(f)} = \frac{\sigma^2}{|A(f)|^2} \quad (25)$$

$$A(f) = |1 + a[1] \exp(-j2\pi f)| \quad (26)$$

3.4.2 공분산 방법(covariance method)

자기상관 방법과 공분산 방법과의 차이점은 예측오차 전력의 합의 범위가 다르다. 공분산 방법에서는 모든 관측된 데이터를 $\hat{\rho}$ 계산에 사용되므로 그 관측 데이터의 영처리(zeroing)가 필요없다. 또한 이 식에서는 Cholesky decomposition에 의해서 계수값을 구한다. 공분산 방법식은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{bmatrix} c_{xx}[1, 1] & c_{xx}[1, 2] & \cdots & c_{xx}[1, p] \\ c_{xx}[2, 1] & c_{xx}[2, 2] & \cdots & c_{xx}[2, p] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{xx}[p, 1] & c_{xx}[p, 2] & \cdots & c_{xx}[p, p] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{a}[1] \\ \hat{a}[2] \\ \vdots \\ \hat{a}[p] \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} c_{xx}[1, 0] \\ c_{xx}[2, 0] \\ \vdots \\ c_{xx}[p, 0] \end{bmatrix} \quad (27)$$

여기서 $c_{xx}[i, k]$ 는 다음과 같다.

$$c_{xx}[j, k] = \frac{1}{N-p} \sum_{n=p}^{N-1} x^*[n-j] x[n-k] \quad (28)$$

공분산 방법에 의한 스펙트럼 추정은 다음 식으로 표현된다.

$$\hat{\sigma}^2 = \hat{\rho}_{MIN} = c_{xx}[0, 0] + \sum_{k=1}^p \hat{a}[k] c_{xx}[0, k] \quad (29)$$

3.4.3 Burg 방법

앞에 설명한 방법은 직접 AR 모델로부터 파라미터를 추출하지만 Burg 방법은 역방향 예측오차 $\hat{e}_k^b[n]$ 및 순방향 예측오차 $\hat{e}_k^f[n]$ 를 평균하여 최소화한다.

$$\hat{\rho}_k = (\hat{\rho}_k^f + \hat{\rho}_k^b) \quad (30)$$

$$\hat{\rho}_k^f = \frac{1}{N-K} \sum_{i=1}^{k-1} |\hat{e}_k^f[i]|^2 \quad (31)$$

$$\hat{\rho}_k^b = \frac{1}{N-K} \sum_{i=1}^{k-1} |\hat{e}_k^b[i]|^2 \quad (32)$$

$$\hat{e}_k^f[n] = x[n] + \sum_{i=1}^k a_k[i] x[n-i] \quad (33)$$

$$\hat{e}_k^b[n] = x[n-k] + \sum_{i=1}^k a_k^*[i] x[n-k+i] \quad (34)$$

식 (30)을 최소화하기 위한 반사계수는 다음과 같다.

$$\hat{k}_k = \frac{-2 \sum_{n=k}^{N-1} \hat{e}_{k-1}^f[n-1] \hat{e}_{k-1}^b[n-1]^*}{\sum_{n=k}^{N-1} (|\hat{e}_{k-1}^f[n-1]|^2 + |\hat{e}_{k-1}^b[n-1]|^2)} \quad (35)$$

실용적으로 Burg 방법은 다음과 같은 식들로 요약될 수 있다.

$$\hat{r}_{xx}[0] = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |x[n]|^2 \quad (36)$$

$$\hat{\rho}_0 = \hat{r}_{xx}[0] \quad (37)$$

$$\hat{e}_0^f[n] = x[n], \quad n = 1, 2, \dots, N-1 \quad (38)$$

$$\hat{e}_0^b[n] = x[n], \quad n = 0, 1, \dots, N-2 \quad (39)$$

단 $k = 1, 2, \dots, p$ 이다.

$$\hat{k}_k = \frac{-2 \sum_{n=k}^{N-1} \hat{e}_{k-1}^f[n-1] \hat{e}_{k-1}^b[n-1]^*}{\sum_{n=k}^{N-1} (|\hat{e}_{k-1}^f[n-1]|^2 + |\hat{e}_{k-1}^b[n-1]|^2)} \quad (40)$$

$$\hat{\rho}_k = (1 - |\hat{k}_k|^2) \hat{\rho}_{k-1} \quad (41)$$

$$\hat{a}_k[i] = \begin{cases} \hat{a}_{k-1}[i] + \hat{k}_k \hat{a}_{k-1}^*[k-1], & \text{for } i = 1, 2, \dots, k-1 \\ \hat{k}_k & \text{for } i = k \end{cases} \quad (42)$$

$$a_1[1] = \hat{k}_1$$

$$\hat{e}_k^f[n] = \hat{e}_{k-1}^f[n] + \hat{k}_k \hat{e}_{k-1}^b[n-1], \quad n = k+1, k+2, \dots, N-1 \quad (43)$$

$$\hat{e}_k^b[n] = \hat{e}_{k-1}^b[n-1] + \hat{k}_k^* \hat{e}_{k-1}^f[n], \quad n = k, k+1, \dots, N-2 \quad (44)$$

IV. 실험 및 검토

여러 가지 스펙트럼 추정 방법의 성능을 분석하기 위하여 먼저 원자로를 AR 모델로 모델링하고 이에 따라 백색 가우시안 잡음신호를 아래와 같은 AR 모델을 통과시켜 분산이 1이 되도록 조정하여 컴퓨터 시뮬레이션하였다.[9]

$$H(z) = \frac{1}{1 - 2.76z^{-1} + 3.809z^{-2} - 2.654z^{-3} + 0.924z^{-4}} \quad (45)$$

또한 출력이 100%로 운전중인 울진 1호기 중성자 잡음 신호를 초당 128개의 데이터로 취득하여 본 실험에서 사용하였다. 고전적인 방법과 현대적인 방법을 비교하기 위해서 데이터의 개수를 1024개로 하였다.

그림 4는 시간 영역에서 원전의 100% 운전시 중성자 잡음 신호를 보여주고 있으며, 그림 5는 중성자 잡음 신호에 확률밀도함수를 그려본 결과로써 가우시안 분포를

나타내는 것을 알 수 있다. 따라서 이 신호는 넓은 의미의 정상(wide sense stationary)이므로 통계적으로 ergodic하다고 볼 수 있다. 그림 6은 $N=2000$ 일 때 중성자 잡음 신호의 상관도를 나타내며 그림 7은 $N=30$ 일 때의 상관도를 그려본 결과로 $N=18$ 에서 coherence 값이 0.5 정도의 값을 가지므로 AR 모델 차수를 18차로 정하였다. 그림 8~그림 11은 식(45)에 의해 얻어진 신호의 스펙트럼을 나타낸 것이다. 그림 8은 고전적인 방법 중 주기성 도표와 평균주기성도표를 비교한 결과를 나타낸 것으로 공진점이 무디게 나타남을 알 수 있으며, 그림 9는 $M=20, M=45$ 인 창함수를 이용한 Blackman-Turkey 주기성 도표이며 데이터의 손실로 공진점이 상당히 무디어져 있다. 그림 10은 차수 $p=4, 7$ 일 경우 자기상관 방법의 결과를 보여주고 있는데 차수가 높을 경우에 공진점이 차수에 뚜렷이 영향을 받고 있다. 그림 11의 결과에서 Burg 방법이 자기상관 방법보다 공진점이 뚜렷한 것을 나타내고 있다. 따라서 Burg 방법이 정확한 스펙트럼(true-PSD)과 동일한 결과를 얻어 시스템의 진동 특성을 알아내는데 좋은 알고리즘으로 평가된다. 이 결과를 토대로 하여 중성자 잡음 신호의 각각의 스펙트럼을 비교하였다. 그림 12~그림 16은 중성자 잡음 신호의 스펙트럼을 나타낸 것이다. 그림 12는 중성자 잡음 신호의 주기성 도표를 이용한 스펙

트럼을 나타낸다. 그림 13은 창함수의 주기성 도표를 보여준다. 다음 그림 14, 15는 파라메트릭 모델 방법 중 자기상관 방법과 Burg 방법에 대해서 스펙트럼을 비교하였다. 차수 선택은 기존의 Akaike 방법과는 다르게 자기상관 함수값이 0.5 정도 되는 차수를 선택하였다. 그림 16은 각 방법별로 스펙트럼 추정 성능 비교를 보인 것으로 파라메트릭 AR 모델 방법이 분해능이 양호한 스펙트럼 추정 능력을 보이고 있다. 특히 그림 15에서 공진점이 뚜렷한 Burg 방법으로 추정된 스펙트럼을 분석한 결과 중성

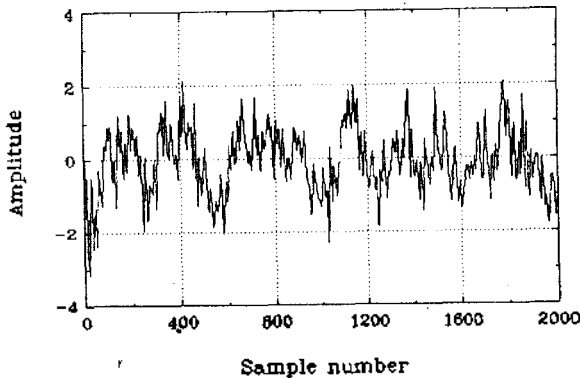


그림 4. 울진 1호기 100% 출력 중성자 잡음신호
Fig. 4 Neutron noise of Ulchin unit 1 100% power

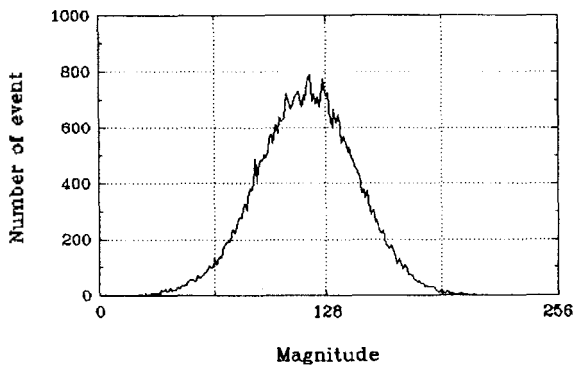


그림 5. 중성자 잡음 신호의 확률 밀도 함수
Fig. 5 PDF of Neutron Noise

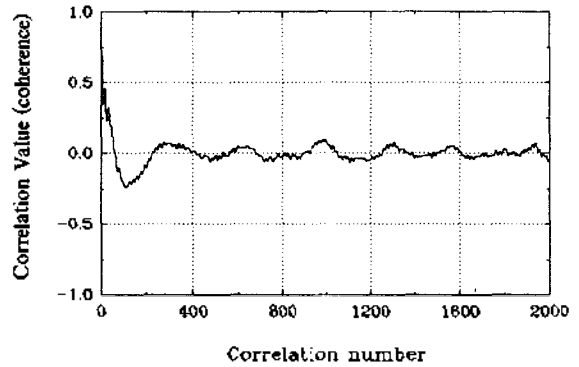


그림 6. 중성자 잡음 신호의 상관도($N=2000$)
Fig. 6 Correlation value of neutron noise($N=2000$)

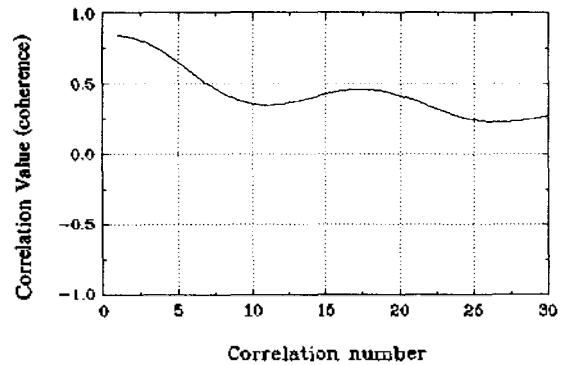


그림 7. 중성자 잡음 신호의 상관도($N=30$)
Fig. 7 Correlation value of neutron noise($N=30$)

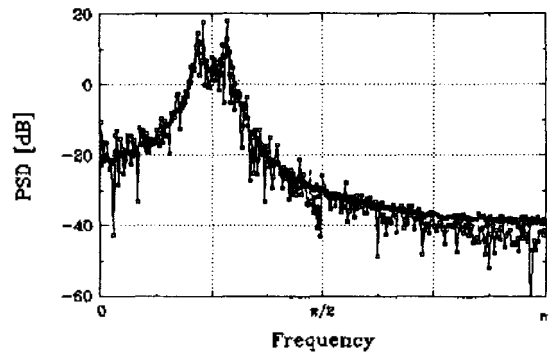


그림 8. $H(z)$ 를 주기성 도표(○)와 평균 주기성 도표(●)로 추정된 스펙트럼($k=20$)
Fig. 8 Periodogram and averaged preperiodogram of $H(z)$ ($k=20$)

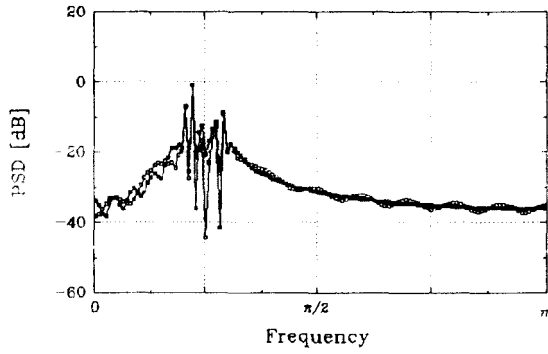


그림 9. $H(z)$ 를 Blackman-Turkey 주기성 도표로 추정한 스펙트럼 ($M = 20(\pi)$, $45(\pi)$)

Fig. 9 Blackman-Turkey Periodogram of $H(z)$ ($M = 20(\pi)$, $45(\pi)$)

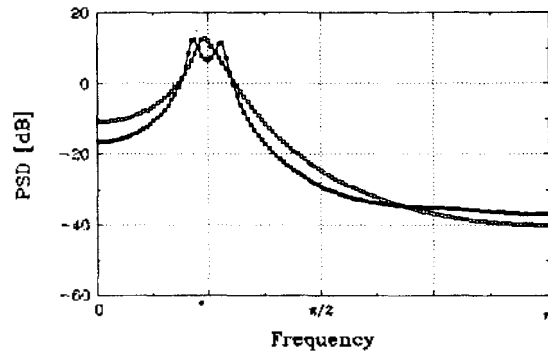


그림 10. $H(z)$ 를 자기 상관 방법으로 추정한 스펙트럼 ($p = 4(\pi)$, $7(\pi)$)

Fig. 10 Autocorrelation spectral estimation of $H(z)$ ($p = 4(\pi)$, $7(\pi)$)

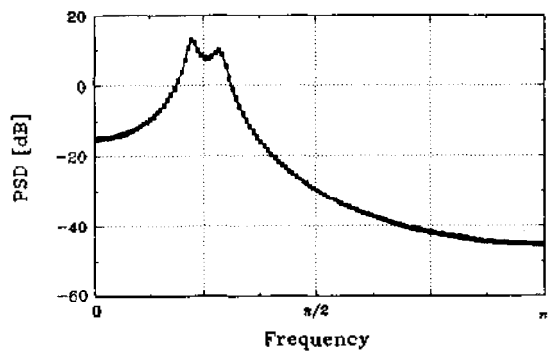


그림 11. $H(z)$ 를 Burg 방법으로 추정한 스펙트럼 ($p = 4(\pi)$, $7(\pi)$)

Fig. 11 Burg method spectral estimation of $H(z)$ ($p = 4(\pi)$, $7(\pi)$)

자 잡음 신호를 취득한 울진 원자력 1호기 발전소는 프랑스의 Tricastin 1발전소와 동일형으로 한국 원자력 안전기술원에서 발행한 최종 안정분석 보고서 및 FEMA에서 제시한 CSB 공진 주파수와 동일한 결과를 얻었다.[16, 17] 그림 12와 그림 15를 비교한 결과 CSB/TS의 진동 모드 공진 주파수에 대하여 AR PSD가 주기성 도표 방법과 Blackman-Tukey 방법보다 더 분해 능력이 좋은 것으로 나타났다.[16] 즉 구조물이 복잡한 원자로 내부 구조물에 대하여

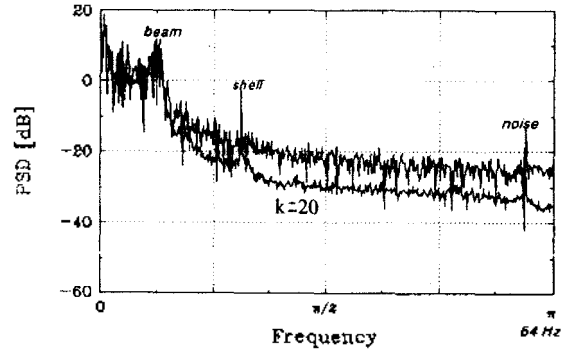


그림 12. 중성자 잡음 신호를 주기성 도표와 평균 주기성 도표로 추정한 스펙트럼 ($k = 20$)

Fig. 12 Periodogram and averaged periodogram of neutron noise ($k = 20$)

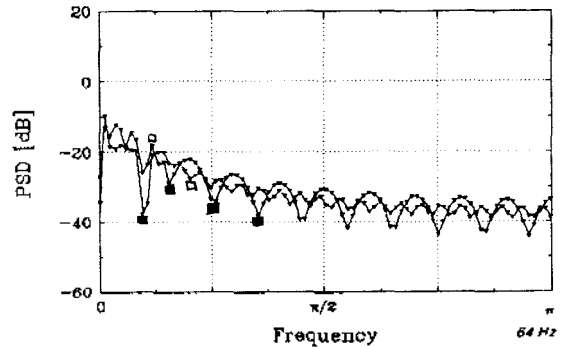


그림 13. 중성자 잡음 신호를 Blackman-Turkey 주기성 도표로 추정한 스펙트럼 ($M = 20(\pi)$, $45(\pi)$)

Fig. 13 Blackman-Turkey periodogram of neutron noise ($M = 20(\pi)$, $45(\pi)$)

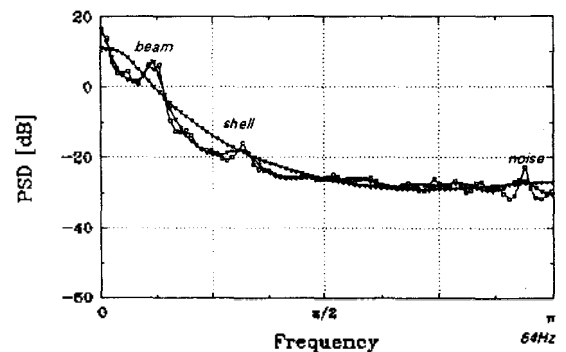


그림 14. 중성자 잡음 신호를 자기 상관 방법의 차수에 따라 추정 스펙트럼 ($p = 4(\pi)$, $18(\pi)$, $45(\pi)$)

Fig. 14 Autocorrelation spectral estimation of neutron noise in different order ($p = 4(\pi)$, $18(\pi)$, $45(\pi)$)

랜덤한 가진력에 의한 8.2Hz 빔 (beam) 모드 및 20.6Hz 셸 (shell) 모드를 AR 모델에 의한 정확한 스펙트럼 추정으로 CSB/TS 자자력 상실을 조기에 발견할 수 있다.

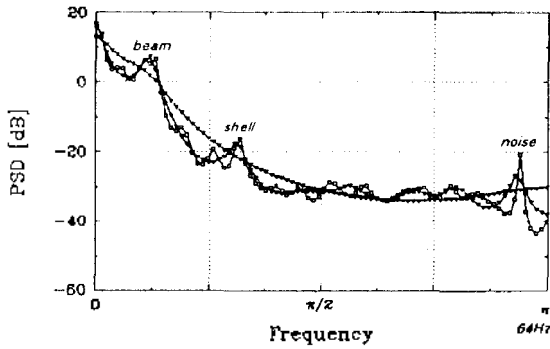


그림 15. 중성자 잡음 신호를 Burg 방법의 차수에 따라 추정한 스펙트럼(p = 4(*), 18(*), 45(○))
 Fig. 15 Burg method spectral estimation of neutron noise in different order (p = 4(*), 18(*), 45(○))

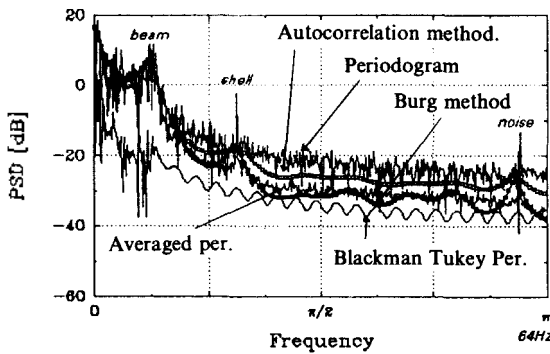


그림 16. 중성자 잡음 신호의 spectrum 추정 비교
 Fig. 16 Spectral estimation of neutron noise in different methods

V. 결 론

원자로 내부 구조물 진동 감시에 사용되는 중성자 잡음 신호는 원자로 내부 구조물들의 구조적 건진성에 대한 정보를 포함하고 있는 랜덤 신호로서 통계적 처리를 통하여 기술된다. 이러한 랜덤 신호는 자기상관함수 및 푸리에 변환을 통해 스펙트럼을 분석하여 원자로 구조물들의 진동 주파수를 알아내고 있다. 그러나 유한한 데이터를 이용하여 스펙트럼을 추정하기 때문에 편이(biased) 현상이 생기며 또한 실제 분산값에 가까워지는 일관된(consistent) 스펙트럼을 얻을 수 없다. 고전적인 방법인 평균적인 주기성 도표와 창함수를 이용한 Blackman-Tukey 방법은 분산은 줄일 수 있으나 평균 횡수가 증가할수록 비편향성이 증가하는 단점을 지니고 있다. 본 논문에서는 이러한 단점을 극복하기 위하여 파라메트릭 모델 방법으로 AR 모델을 사용하였다. AR 모델은 선형 예측 방법으로 과거의 데이터로부터 현재의 데이터를 추정하는 방법으로, 최소 사중 오차에 의해 오차를 최소화하며 직교 원리에 의해 Wiener-Hopf 방정식 형식으로 만들어진 다. 이 방정식의 해를 구하는 데 있어서 반사 계수와 격자 필터 개념이 포함된 Levinson 알고리즘을 사용하였다.

본 논문에서는 여러 가지 스펙트럼 추정 방법의 성능을 분석하기 위하여 먼저 원자로를 AR 모델로 모델링하고 이에 따라 실제 중성자 잡음 신호를 이용하여 실험을 하기 전에 위에서 언급한 $H(z)$ 의 현대역 신호를 사용한 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 Burg 방법이 다른 기타 방법보다 정확한 스펙트럼 값에 가장 가까운 결과를 얻었다. 실제 원자로 내부 구조물에서 채집한 중성자 잡음 신호를 사용한 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 스펙트럼 성능을 비교한 결과 원자로 내부 구조물의 CSB/TS 공진 주파수를 전통적인 스펙트럼 추정 방법인 주기성 도표 방법과 Blackman-Tukey 방법보다 현대적인 추정 방법인 AR 모델 스펙트럼 추정 방법이 더 잘 추정하는 결과를 얻었다. 따라서 구조물의 최적의 파라미터를 추정하고 원자로 내부 구조물 진동 감시에 필요한 중성자 잡음 신호의 스펙트럼 분석의 해상도 높임으로써 원자로 내부 구조물의 결함을 조기에 감시 및 진단할 수 있다.

참 고 문 헌

1. ASME OMa -S/G-GUIDE Part5, *Inservice Monitoring of Core Support Barrel Axial Preload in Pressurized Water Reactors*, 1991.
2. EPRI/NP-4970, *Utility Guidelines for Reactor Noise Analysis*, Feb. 1987.
3. W. S. Kim, etc., "A study on the plant diagnostic techniques using reactor noise," *KINS/AR-024*, Dec. 1990.
4. *Nuclear Power Experiences*, Vol. PWR-2. Reactor Internals.
5. Bendat, Persol., *Random Data, Analysis and Measurement Procedure*, John Wiley & Sons Inc. 1971.
6. D. N. Fry, et. al., "Use of neutron noise for diagnosis of in-vessel anomalies in light water reactors," *NUREG/CR-3303*, Jan. 1984.
7. J. A. Thie, "Core motion monitoring," *ANS Critical Review, Nuclear Technology*, vol. 45, Aug. 1979.
8. J. A. Thie, *Power Reactor Noise*, ANS, 1981.
9. S. M. Kay, *Modern Spectral Estimation*, Prentice-Hall, 1988.
10. Ö Ciftcioglu, et. al., "Failure detection by adaptive lattice modeling using Kalman filtering methodology," *Application to NPP Smorn Proceeding*, vol. 30.01, 1991.
11. T. R. Kim, et. al., "A study on the change in dynamic characteristics of reactor internals," *KIERI/RR-1169/92*.
12. H. K. Baik "A study on the analysis and improvement of the convergence properties of the adaptive algorithms in the lattice filter," *Seoul Natl. Univ. Electronic Dept.* 1988.
13. B. Widrow and S. D. Stern, *Adaptive Signal Processing*, Prentice-Hall, 1985.
14. EPRI NP-189, *Feasibility study of on-line safety evaluation and monitoring of malfunctions of the nuclear reactor system by dynamic data system*, Aug. 1976.
15. W. Y. Yun, "Stochastic auto-regressive reactor noise analysis for on-line vibration monitoring of core support barrel

in PWR," Dept. of Nuclear Engineering, KAIST, 1991.

16. 이삼래 외, "NSSS 진동/누설 감시 장치 개발(I)", 한전 기술 연구원, 한국 원자력 연구소, 중간 보고서, 1993.
17. 김태룡 외, "중성자 신호를 이용한 원자로 내부 구조불진단 기술에 관한 연구" KAERI/RR-1245/1993.
18. J. W. Alien, "The autoregression time-series model for analysis of a noisy signal," *Prog. Nucl. Energy*, 1, 603, 1977.

▲백 흥 기(Heung Ki Baik) 1955년 1월 5일생



1977년 2월: 서울대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1979년 8월: 서울대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 1987년 2월: 서울대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)
 1981년 3월~현재: 전북대학교 공과대학 전자공학과 교수

1990년 1월~1991년 1월: Utah 대학 전기공학과 Post. Doc.
 ※주관심분야: 디지털 신호처리, 적응 신호처리, 비선형 신호처리분야 등임.

▲황 태 진(Tae Jin Hwang) 1971년 4월 26일생



1995년 2월: 순천대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1997년 2월: 전북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 1997년 3월~현재: 전북대학교 대학원 전자공학과 박사과정 재학중

※주관심분야: 디지털 신호처리, 적응 신호처리분야 등임

▲심 철 무(Cheul Muu Sim) 1959년 5월 6일생



1985년: 전북대학교 전자공학과 졸업
 1994년: 전북대학교 전자공학과 석사 졸업
 1995년~현재: 전북대학교 전자공학과 박사과정
 1985년 1월~현재: 한국원자력 연구소 비파괴 평가팀 시스템구조평가분야 선임연구원

※주관심분야: 초음파, 진동 및 잡음신호 처리 구조물 검사, 감시 및 진단