

드릴링 작업의 모델링과 진단법에 관한 연구

A Study on the Modeling and Diagnostics in Drilling Operation

윤 문 철

M. C. Yoon

Key Words : 검증법(Identification), 순환최소자승법 (Recursive Least Square Method), 순환화장기구 변수법(Recursive Extended Instrument Variable Method), 자동회귀(Auto Regressive), 이동평균(Moving Average), 진단(Diagnostics), 파라메트릭모델링(Parametric Modeling), 드릴링(Drilling)

Abstract : The identification of drilling joint dynamics which consists of drilling and structural dynamics and the on-line time series detection of malfunction process is substantial not only for the investigation of the static and dynamic characteristics but also for the analytic realization of diagnostic and control systems in drilling. Therefore, We have discussed on the comparative assessment of two recursive time series modeling algorithms that can represent the drilling operation and detect the abnormal geometric behaviors in precision roundshape machining such as turning, drilling and boring in precision diemaking. For this purpose, simulation and experimental work were performed to show the malfunctioning behaviors for drilling operation. For this purpose, a new two recursive approach (Recursive Extended Instrument Variable Method : REIVM, Recursive Least Square Method : RLSM) may be adopted for the on-line system identification and monitoring of a malfunction behavior of drilling process, such as chipping, wear, chatter and hole lobe waviness.

1. 서 론

기계, 자동차, 항공, 조선산업과 금형공장 등의 제조공장에서는 구멍가공 등 드릴링 작업이 많이 수행되고 있으며, 특히 이런 생산현장에서 실제적인 상황을 그대로 나타낼 수 있는 드릴링 가공공정의 모델링과 그에 대한 해석은 가공의 결과를 예측하고 판단하는 데에 중요한 역할을 한다. 그동안 일반적인 생산 시스템을 검증(System Identification)하기 위하여 많은 연구가들이 노력을 하여 왔다.^{1~7)}. 그중에서 T. Uematsu and et al.¹⁰⁾ 는 실시간으로 제거가공법의 시스템의 진단에 대하여 연구를 하였으나 연구 대상이 선반이나 밀링의 채터나 파괴연구에 대한 것이었다. 또 이들의 연구는 오프라인(off-line) 연구이고 온라인(on-line) 형태의 알고리즘은 사용하지 않았었다. 그러나 최근 국내에서도

온라인 진단에 관한 연구가 상당히 진행되어 왔다. 보통 드릴링 가공법에서는 여러 가지 복잡하고 불안정한 이상 거동이 발생하고, 이를 즉시 해석하여 드릴링 가공 상황을 진단할 수 있는 방법이 필요하다. 특히 사출, 프레스 및 단조금형이나 정밀가공부품의 가공 중 드릴링 채터나 드릴의 파손, 드릴가공의 시작과 종료를 알 수 있는 방법이 필요하다. 만약 이런 잘못된 가공상태를 빨리 감지하지 못하면 가공된 사출 및 프레스 금형부품이나 정밀기계부품은 표면상태나 형상 치수에 있어서 불량을 가져오고 또한 작업자에게 위험을 가져오게 된다. 따라서 이런 드릴링 가공 공정을 수학적으로 정의하고 이 수학적인 모델링의 변수로서 드릴링 시스템의 거동을 판단하고 진단하는 것은 안전하고 정상적인 가공을 위해서 매우 중요하다고 할 수 있다. 본 논문에서는 공작기계의 드릴링 가공을 수학적인 모델링법을 사용하기 보다는 실험적인 수학적 모델링을 사용하였고 시스템의 특성을 잘 나타낼 수 있

는 임의 생성데이터를 사용하여 드릴링 가공시스템을 보다 실제적인 방법으로 정의하고 이 드릴링가공상태를 분석하여 가공상태를 예측하는 방법을 제시하였다. 본 연구에서 사용한 시스템 검증 모델링 기법으로는 순환자동회귀이동평균(recursive auto-regressive moving average) 모델링법을 이용하여 드릴링 가공현상의 온라인 감지를 위한 시스템을 구성하여 드릴링 가공의 특성 및 현상을 확인할 수 있도록 하였다. 실험적으로 측정하여 신호처리용으로 사용된 신호로는 공구동력계 신호를 사용하였다. 자동회귀 이동평균(autoregressive moving average : ARMA) 스펙트럼 분석법으로 이상상태를 감지하고 그때의 드릴링 특성을 분석하였고 순환 ARMA 모델링방법 중 순환최소자승법 (Recursive Least Square Method : RLSM) 와 순환확장기구변수법 (Recursive Extended Instrument Variable Method : REIVM) 알고리즘을 이용하여 그 특성을 비교 분석하였다. 특히 고유모우드나 시스템 모델링 변수의 치우침(biasing)이나 고유모우드의 이동(shift), 이상모우드의 파악을 통하여 이 드릴링가공이 이상특성이 있음을 알 수 있고 온라인 스펙트럼 분석과 파라메타 계산으로 오차를 보정하여 보상할 수 있는 알고리즘을 사용하였다. 드릴링 가공면이나 가공형상의 특성은 ARMA 스펙트럼에서도 예측할 수 있고 그외의 모델링 변수로 그 가공특성의 상태를 알 수 있다. 드릴링 가공시스템의 챠터나 파괴, 가공시스템의 진단에 가공파라메타를 연속적으로 계산할 수 있었고 적용하는 가공상태의 안전성과 특성을 분석할 수가 있었다. 본 연구의 순환 알고리즘을 이용하면 선삭, 연삭, 보오링, 밀링 및 그외의 특수가공 등 제거가공 분야에 적용이 가능하고 본 연구에서 사용된 신호 이외에 다른 신호 측정시스템을 이용하여, 구성된 시스템의 온라인 분석이 가능하고 그 시스템의 특성을 알 수 있다. 또한 본 연구에서는 RLSM, REIVM의 스펙트럼 분석법과 고속 퓨리에변환(FFT)의 스펙트럼법등을 비교하여 분석하였다.⁹⁾

2. 수학적 해석법

2.1 ARMA(n,m) 모델링

드릴 가공중 챠터나 드릴의 파손, 드릴 공구의 가공시작과 종료의 감지 또 공작기계 주축이나 베어링의 가공에 있어서 그 가공특성을 판단하기 위해 적용대상의 드릴가공시스템을 다음과 같은 이

산형태의 ARMA 시계열로 나타낼 수 있고 자동화기, 이동평균의 차수를 각각 n, m 이라고 하면 가공시스템모델 ARMA(n,m)은 다음과 같이 나타낼 수 있다.¹²⁾

$$(1+a_1z^{-1}+a_2z^{-2}+\dots+a_nz^{-n})x(t) \\ = (1+b_1z^{-1}+b_2z^{-2}+\dots+b_mz^{-m})a(t) \quad (1)$$

여기서,

$$a_i, i = 1, 2, \dots, n : \text{자동회기변수} \\ b_i, i = 1, 2, \dots, m : \text{이동평균변수}$$

$$z^{-1}x(t) = x(t-1), z^{-1} : \text{지연연산자}$$

$$a(t) : \text{백색잡음}, E[a(t)] = 0$$

$$E[a(t)a(t-u)] = \sigma_a^2 \delta_u, \delta_u : \text{Kronecker } \Delta \text{ 함수}$$

최적의 ARMA(n,m) 모델의 차수는 FPE와 같은 판별법에 의하여 결정될 수 있고 또한 시스템의 특성을 나타내는 고유진동수와 감쇠계수는 다음식으로 나타낼 수 있다.⁽¹³⁾

$$\omega_i = \frac{1}{T} \sqrt{\frac{[\ln(\alpha_i \alpha_i^*)]^2}{4} + [\cos^{-1}(\frac{\alpha_i + \alpha_i^*}{2\sqrt{\alpha_i \alpha_i^*}})]^2} \quad \text{rad/sec} \quad (2)$$

$$\zeta_i = \sqrt{\frac{[\ln(\alpha_i \alpha_i^*)]^2}{[\ln(\alpha_i \alpha_i^*)]^2 + 4[\cos^{-1}(\frac{\alpha_i + \alpha_i^*}{2\sqrt{\alpha_i \alpha_i^*}})]^2}} \quad (3)$$

2.2 RLSM 와 REIVM 알고리즘

파라메트릭 알고리즘중 본 연구에서는 순환 ARMA 모델링법으로 하였고 그 기본 알고리즘은 다음과 같다. 드릴링 가공에서 측정된 시계열 신호데이터 $x(t)$ 는 차수 (n,m)의 ARMA 모델로 되고 $e(t)$ 가 측정가능하다면 식(1) 은 다음의 매트릭스 형태로 나타낼 수 있다.;

$$x = X \theta + W \quad (4)$$

여기서,

$$x = [x(0), x(1), \dots, x(n)]^t \quad (5)$$

$$\theta = [a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, b_2, \dots, b_m]^t \quad (6)$$

$$X = \begin{bmatrix} -x(n-1), & \dots, & -x(0), & \hat{e}(n-1) & \dots & \dots & \hat{e}(n-m) \\ \dots, & \dots, & \dots, & \dots & \dots & \dots & \dots \\ -x(t-1), & \dots, & -x(t-n), & \hat{e}(t-1) & \dots & \dots & \hat{e}(t-m) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$W = [w(n), \dots, w(t)]^T \quad (8)$$

$w(t)$ 는 알 수 있고 $w(t)$ 를 $\hat{e}(t)$ 로 치환하여 잔차를 구하면 다음과 같이 된다.

$$\hat{e} = x(t) - \varphi^T(t)\theta \quad (9)$$

$$\varphi(t) = [-x(t-1), \dots, -x(t-n), \hat{e}(t-1), \dots, \hat{e}(t-m)] \quad (10)$$

여기서,

$(Z^T X)^{-1} Z^T$ 를 양변에 곱하면 식(5)는 다음과 같아진다.

$$(Z^T X)^{-1} Z^T x = \theta + (Z^T X)^{-1} Z^T W \quad (11)$$

매트릭스 Z 를 $E(Z^T W) = 0$ 이 되게 하면 $E(Z^T X) = R$ 은 singular 매트릭스가 되지 않고 매트릭스 Z 를 식(12)과 같이 선택하면 위의 조건은 자동적으로 만족하게 되고 확장기구변수법(IVM)¹³⁾의 필요충분조건을 만족한다.

$$Z = \begin{bmatrix} -x(0) & \dots & 0 & \hat{e}(n) & \dots & \hat{e}(n-m+1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ -x(n-1) & \dots & -x(0) & \hat{e}(2n-1) & \dots & \hat{e}(2n-m) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ -x(t-1-m) & \dots & -x(t-n-m) & \hat{e}(t-1) & \dots & \hat{e}(t-m) \end{bmatrix} \quad (12)$$

식(11)는 최소자승법의 형태이고 다음과 같은 순환알고리즘으로 된다.¹³⁾

$$\varphi(t) = [-x(t-1), \dots, -x(t-n), \hat{e}(t-1), \dots, \hat{e}(t-m)]^T \quad (13)$$

$$Z(t) = [-x(t-1-m), \dots, -x(t-n-m), \hat{e}(t-1), \dots, \hat{e}(t-m)]^T \quad (14)$$

$$e = x(t) - \varphi^T(t)\theta(t-1) \quad (15)$$

$$R(t) = (I - \frac{R(t-1)Z(t)\varphi^T(t)}{\lambda(t) + \varphi^T(t)R(t-1)Z(t-1)}) \frac{R(t-1)}{\lambda(t)} \quad (16)$$

$$K(t) = \frac{R(t-1)Z(t)}{\lambda(t) + \varphi^T(t)R(t-1)Z(t-1)} \quad (17)$$

$$\theta(t) = \theta(t-1) + K(t)e(t) \quad (18)$$

$$\hat{e}(t) = x(t) - \varphi^T(t)\theta(t) \quad (19)$$

$$\lambda(t+1) = \lambda \lambda(t) + (1-\lambda) \quad (\lambda = 0.99, \lambda(0) = 0.95)$$

파라메타 $\lambda(t)$ 는 망각지수(forgetting factor)이고 일반적으로 그 크기가 1에 가깝다. 알고리즘의 초기 조건은 α 가 상당히 큰 임의의 수치이고 다음을 만족한다.

$$R(0) = \alpha I, \theta(0) = 0, \varphi(0) = 0$$

2.3 스펙트럼 분석

스펙트럼 분석을 위한 분석법으로 Direct form 형태로 표현된 전달함수식은

$$H(z) = \frac{b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_m z^{-m}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_n z^{-n}} = \frac{N(z)}{D(z)} \quad (20)$$

이되고 $z = e^{iwT}$ 를 대입하여 파워스펙트럼과 위상의 스펙트럼을 구할 수 있다.

3. 해석결과

두 순환 알고리즘의 장단점을 분석하기 위해서 온라인(RLSM, REIVM) 알고리즘을 서로 비교 분석하였다. 보통의 가공시스템의 신호중 일부는 조화함수의 파형과 사각파동의 함수로 나타낼 수 있으므로 이 두가지 파형을 대상으로 분석하였다. 모의 해석결과 2 가지의 경우의 신호를 분류하였고 분석한 결과는 다음과 같다.

3.1 사인파형의 경우

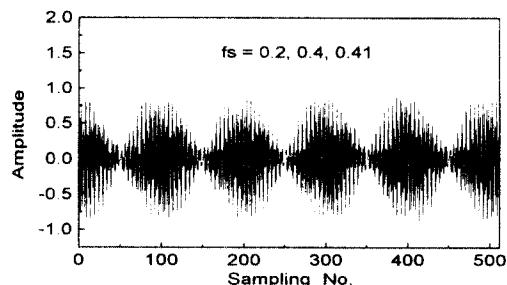


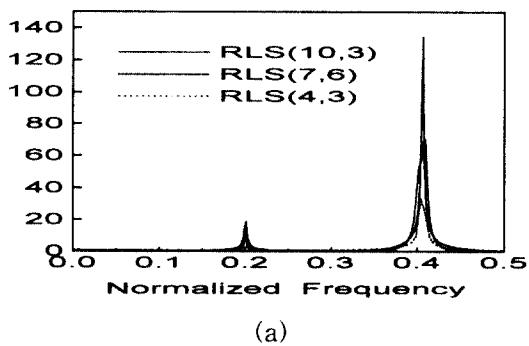
Fig. 1 Generated Sinusoidal Signal

Fig.1 은 드릴링가공시 발생할 수 있는 반복적이며 동적인 성질을 포함하여 나타내는 신호이고 다음과 같이 표현하였다.

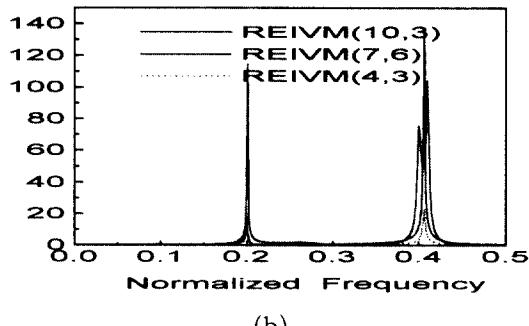
$$y(t) = \sum_{i=1}^s (\sqrt{A_i} \sin(\pi f_i t)) + B_i w(t) \quad (21)$$

s : 고유모우드의 수

예에서 가장 큰 주파수의 크기를 0.5로 하여 두 개의 표준화(normalized) 고유모우드 f_i 를 선택하였는데 0.2, 0.4, 0.41을 고유모우드로 한 신호를 분석하였다. 이 파라메타로 분석된 파워스펙트럼이 Fig.2(a),(b)에 잘 나타나 있다.



(a)



(b)

Fig. 2 Power spectral density for the first case

그림에서 REIVM 와 RLSM는 신호 / 잡음비(signal to noise ratio: SNR)가 작아도 비교적 샤프한 정확한 스펙트럼을 나타내고 있으며 데이터 중간에 시스템의 파라메타와 스펙트럼을 구할 수 있다. Fig.3 는 잔차의 특성을 나타내며 신호에 조화함수의 특성은 잔차에 뚜렷한 변화를 보여 주지 못함을 알 수 있다. Fig.3에서 데이터의 수가 작은 불충분한 적은 데이터의 수(128개)로 시스템의 스펙트럼을 분석한 경우도 정확한 스펙트럼을 얻을 수 있었다. 그러나 FFT는 데이터의 수가 작아지면 시스템의 스펙트럼 분석을 할 수 없다. 따라서 REIVM 알고리즘이 스펙트럼 분석에서는 다른 알고리즘에 비교하여 우수함을 알 수 있었다. 반면 안전성에 있어서는 망각지수를 조절하여 시스템의 안정성을 부여할 수는 있으나 같은 망각 지수인 경우는 REIVM 알고리즘이 유리하고 이동

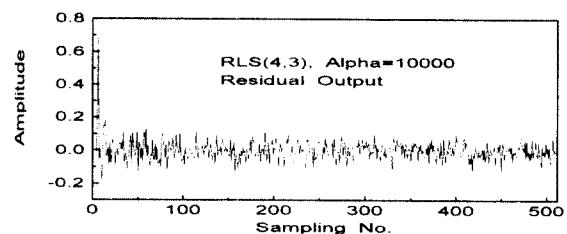


Fig. 3 Residual output for the first case

평균부분인 잡음 대신에 제어신호를 입력으로 하는 제어시스템에서 RLSM 이 유리함을 알 수 있다. 일반적으로 오프라인 알고리즘이 온라인 알고리즘보다 감쇠특성이 있는 경우 그 특성을 잘 나타내고 있으며 특히 RLSM 알고리즘은 실제 존재하지 않는 모우드가 나타내는 경향이 나타났다. 그러나 같은 경우에도 REIVM은 이런 가짜모우드와 실제모우드를 분명히 구별할 수가 있었고 이동평균의 차수를 증가시킬수록 줄어들었다. 두 방법은 모두 온라인 예측 모델링으로 이런면에서 보다 효과적이고 특히 RLSM 과 REIVM 은 다른 오프라인 알고리즘보다 더욱 효과적이다. 특히 높은 잡음을 갖는 시스템의 신호분석에서 모우드의 실제치와 예측해석치의 차이를 나타내는 모우드이동 (mode shift) 이 적어 아주 좋은 스펙트럼 분석법임을 알 수 있었다. RLSM 및 REIVM 등의 순환 ARMA 알고리즘은 일정량 이상의 데이터를 처리해야 신뢰성이 높은 FFT 알고리즘보다 데이터의 수가 적은 경우에도 스펙트럼의 분해능이 우수하다. 시계열간의 시스템 변수를 계산할 수도 있다. 이런 점에서 파라메트릭 모델링법이 적은 데이터수의 시스템을 잘 나타낸다고 할 수 있다. 특히 데이터 수가 적은 경우도 REIVM 이 RLSM 보다 근접모우드의 분리에 더욱 효과적이었으며 2%(0.01) 차이의 근접 모우드도 쉽게 구별하여 나타낼 수 있었다. 그러나 FFT 는 적은 데이터의 수로 분석은 불가능했다. 감쇠정도에 따라서도 감쇠계수의 영향을 분석하였다. REIVM 모델의 경우 차수가 낮더라도 RLSM 보다 수월하게 모우드이동현상이 작게 나타났다. 망각지수 α 를 작게 선택하면 신호의 민감도가 떨어지거나 시스템의 안정성에는 더 효과적이고 계산시간 문제 때문에 모델을 가장 최적의 모델로 하는 차수의 선택이 중요하며 최적의 모델차수를 결정하는 것은 데이터의 엔트로피를 높이는 효과와 같다고 알려져있다. 이를 선택하는 방법에는 보통 FPE (Final Prediction Error), AIC (Akaike Information Criterion) 방법이 사용되며 자동회기가 $2n$, 이동평균이 $2n-1$ 의 차수가 가장 적합하다.¹²⁾

3.2 사각파형의 경우

공구의 가공물 입구 및 출구까지의 거동을 나타내는 경우로 신호를 사각파형의 형태로 표현하였다.

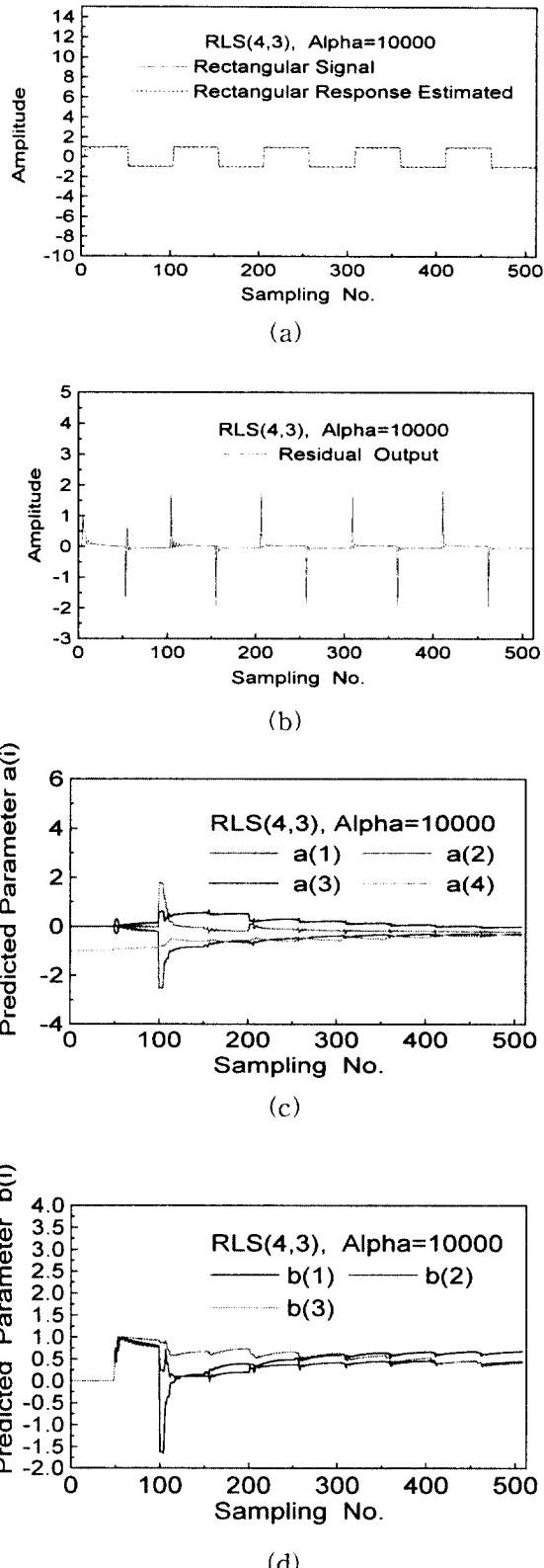


Fig. 4 Rectangular input and its parameter estimation for RLSM

사각파는 가공신호의 일반적인 형태의 하나이고 ARMA 모델링으로 해석할 시 특히 파라메터증잔차의 특성이 가공상태의 특성을 파악하는데 중요하며 실제신호와 예측신호가 얼마나 잘 일치하는가가 모델링 신뢰성의 척도라고 할 수 있다. *RLSM*과 *REIVM*은 시스템의 singularity가 발생하지 않고 잘 예측 할 수 있다. 데이터의 해석에서 *RLSM*은 알고리즘 안정하게 시스템의 파라메타 추적이 가능했고 Fig.4에서 실제신호(a), 잔차거동(b), 모델의 상수 파라메타 거동(c),(d)을 알 수 있다. 그러나 스펙트럼은 신호자체가 주기성의 특성외에는 이상특성 모우드는 나타나지 않았다.

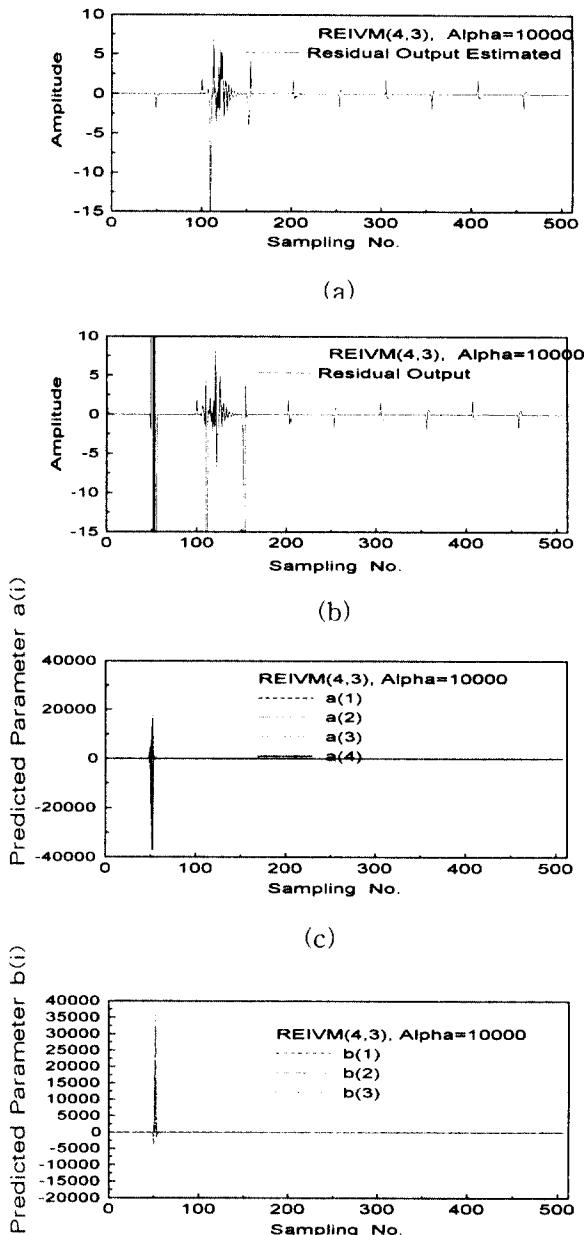


Fig. 5 Rectangular input and its parameter estimation for REIVM

Fig. 5 는 같은 신호를 REIVM 으로 한 것으로 신호의 모델링에 불안정한 영역이 나타나서 잔차의 특성을 알아보는 데는 RLSM 이 유리함을 알 수 있다. 또한 자체의 피할 수 없는 계산상의 문제점인 불안전한 singularity 문제가 발생되기 쉽고 결국 삼각파나 4각파의 예측에 문제점이 가끔 발생되었다. 그러나 실제 가공시스템의 신호는 신호의 규칙성과 잡음의 특성을 신호에 많이 함유하게 되므로 REIVM 방법은 별 문제 없이 적용할 수 있고 α 를 작게 할수록 시스템이 느리게 적응되어가고 α 를 크게 할수록 안정성은 떨어지는 모델링 결과를 얻을 수 있었다. 사각파는 밀링 및 연삭가공시 나오는 AE(Acoustic Emission)신호를 low pass filter 로 하면 신호가 잘 일치하며⁹⁾ 따라서 이때의 잔차의 특성은 순환 파라메타 계산 방법들에 의해서 정확하게 입출구의 상황을 감지할 수 있다. 보통의 가공시스템의 신호를 미세부분에 분류를 하여보면 이런 사각파의 특성과 잡음의 합으로 구성되는 것으로 알려져 있다.^{9),10)}

4. 가공공정에의 적용결과

4.1 드릴 절삭토오크 및 절삭력의 예측

두 가지 알고리즘으로 $V = 71 \text{ m/min}$, $f = 0.16 \text{ mm}$ 의 절삭조건에서 쳐지앰프(charge amp.)를 통과시킨 공구동력계에서 측정된 절삭토오크나 절삭력을 A/D 변환하였고 샘플링주기는 0.001초로 선택하여 586 컴퓨터에 저장하여 처리하였고 두파형의 특성은 비슷하였다. 본 논문에서는 이중 한 조건에서의 절삭력 결과를 모델링 하였고 이 신호는 주파수 영역에서의 해석도 가능하여 그 고유모우드가 감지 되었다. Fig.6(a) 는 시계열 드릴링 절삭력을 나타내고 있으며 신호를 비교적 잘 나타내고 있다. Fig.6(b) 는 모델링한 예측신호이고 필터링 된 것과 같은 신호이고 이 신호를 보면 절삭력 신호는 가공에 따라 deterministic 한 정적인 성질 외에 동적인 성분을 포함하게 되고 이를 신호는 앞에서 표현한 조화함수의 사인파, 사각파 혹은 삼각파등의 조합이며 그 특성이 비교적 잘 나타나고 있고 따라서 이 신호에 대한 특성분석이 필요하다. 특히 공구파괴시의 신호는 사각이나 삼각파형의 변곡위치의 특성을 많이 갖게되고 공구파괴의 탐지시 잔차의 특성이 뚜렷한 거동을 나타내고 특히 앞에서의 분석과 같이 RLSM 은 안정적이며 REIVM 은 전자보다는 조금 불안정하나 스펙트럼 분석에는 더욱 효과적으로 시스템을 분석할 수 있음을 알 수 있다. 그림의 신호는 절삭깊이가 작은 상태에서 높은 상태로 될시 과도한 절삭력에 의한 신호를 나타내며 특히 신호의 특성이 사각파

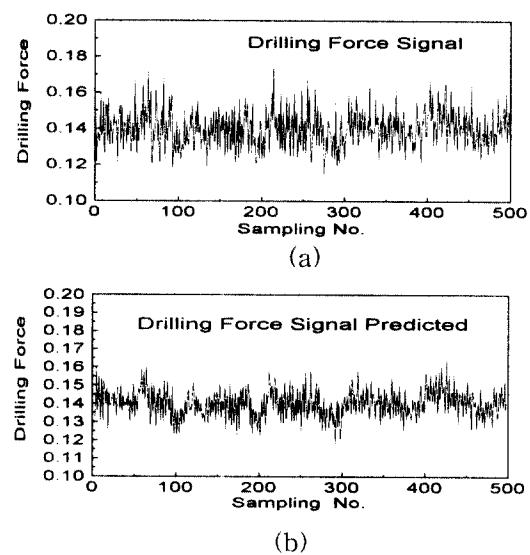


Fig. 6 Real drilling torque signal and predicted one

형과 진폭이 불규칙한 사인파의 특성을 갖는 파형임을 알 수가 있다. 특히 공구파괴시 잔차의 특성이 뚜렷하고 RLSM 이 안정하게 특성을 나타내고 있으며 REIVM 보다 잘 나타난다. Fig.7 는 잔차의 특성이 그림에서 그 특성이 그다지 크게 나타나지 않았고 균일하였다.

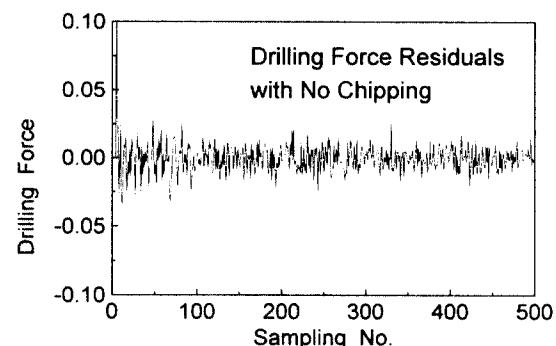


Fig. 7 Drilling force residuals

4.2 드릴 절삭토오크의 스펙트럼분석

Fig. 8(a)-(d) 는 Fig. 6(a)의 신호를 주파수영역 처리를 하여 파워스펙트럼을 나타냈고 이때의 모델링 차수는 그림(a)의 경우 (4,3)이고 고유모우드는 두방법 모두 1개밖에 나타낼 수가 없었다. 그러나 (b)-(d)의 경우 차수를 높여 자동회기상수의 차수가 6 이상으로 되면 신호의 고유모우드의 스펙트럼을 모두 표현할 수가 있었다. 두 방법 모두 신호의 이상 특성이 작은 경우에는 오히려 RLSM 보다 REIVM 이 스펙트럼의 분석을 더욱 수월하

게 나타냈으며 고유모우드의 특성도 더욱 분명하였다. 고유모우드의 수치로 그 수치는 0.13(65Hz), 0.32(160Hz) 및 0.45(225Hz) 부근에서 나타났고 차수가 낮아질수록 모우드의 이동이 생겼다. 따라서 이상 현상의 분석에 잔차특성 및 스펙트럼 분석법이 시스템의 이상 현상 감지에 이용될 수 있고 이상현상이 약한 신호의 감지에는 RLSM 보다는 REIVM 이 보다 효율적으로 시스템을 분석할 수 있는 방법임을 알 수 있었다. 또한 스펙트럼의 피크치는 로그 스케일을 사용하면 더욱 뚜렷하게 볼 수 있었다. 2차 중간모우드 0.32는 공구의 채터링이 비교적 약하게 발생된 경우의 이상 모우드로 환산 주파수가 160 Hz로 나타났다. 같은신호를 FFT 방법으로 스펙트럼을 나타낸 것이 Fig.9 이다. 앞의 결과와 유사한 스펙트럼을 나타내며 따라서 온라인 알고리즘은 스펙트럼 분석에 유용하게 사용될 수 있다. Table 1 에서는 Fig.8(b)의 경우로 표준화 고유모우드와 감쇠계수가 각각의 방법으로 식(2)(3)에 의하여 계산하여 나타내었다.

Table 1 Normalized frequency and damping factor with two method for the drilling force signal

mode	normalized frequency(ω_n)		damping factor(ζ)	
	RLSM	REIVM	RLSM	REIVM
1st	0.129	0.125	0.118	0.0469
2nd	0.32	0.3238	0.022	0.00241
3rd	0.459	0.4596	0.031	0.0519

5. 결 론

온라인으로 이상진단을 할 수 있는 순환 ARMA 모델링법을 비교 검토하고, 드릴가공에 적용하여 가공특성을 분석하였다. 연구결과를 빨리 처리하기 위한 소프트웨어로 DTVEE3.0 를 이용하여 프로그램 메뉴를 작성하였고 분석할 수 있는 전체시스템을 구성하였다. 각 스크린 메뉴의 모듈은 Fortran 및 Visual basic 으로 구성하여 실행프로그램을 링크하였다. 본 개발 프로그램으로 연구한 결과 다음과 같은 결론을 알 수 있었다.

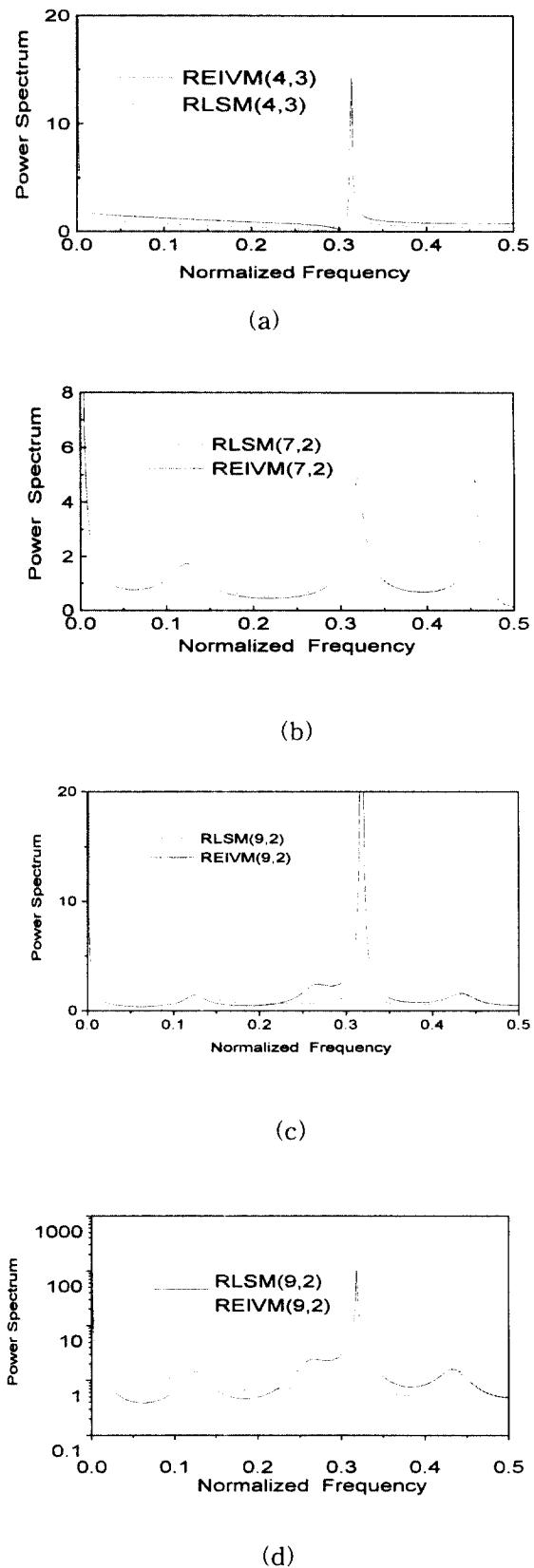


Fig. 8 Power spectral density(a)-(d) for each case

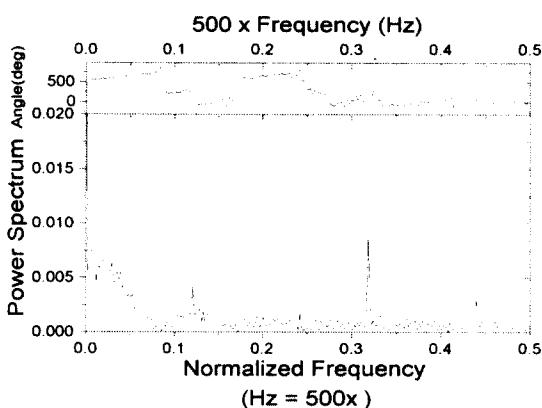


Fig. 9 FFT power spectral density for Fig. 6(a)

- 1) 온라인 방법 중 *RLSM* 방법이 같은 파라메타 조건의 경우 시스템의 안정도가 높았고 잔차 특성 분석에 유리하고 *REIVM*은 스펙트럼분석에 다소 유리한 특성이 있었다. 따라서 이상 현상에 의한 시스템 모델링과 모우드 분석시 그 특징을 잘 나타낼 수 있는 알고리즘을 선택하여 드릴가공의 이상채터, 입구 출구상태의 이상현상을 분석할 수 있다.
- 2) 순환 알고리즘(*RLSM*, *REIVM*)에 의한 *ARMA* 모델링법은 드릴 가공시스템의 파라메타와 시스템 거동을 추종 해석하는 데 아주 유용하며 스펙트럼 분석법에 의하여 이상현상 등의 특성을 알 수 있다. 특히 *REIVM* 알고리즘은 약한 신호인 경우에도 비교적 드릴가공의 가공파라메타를 쉽게 예측할 수 있다.
- 3) 순환 *ARMA* 모델링 스펙트럼분석에 의한 드릴링가공의 진단은 기존의 *FFT* 방법보다 테이터의 수가 적어도 드릴가공 시스템의 특성을 잘 나타낼 수 있고, *REIVM* 방법이 가장 시스템의 고유모우드가 인접되어 있는 근접모우드(narrow mode)의 분리가 수월하다.

참고문헌

1. S. M. Wu, M. F. DeVries and W. R. DeVries, "Analysis of Machining Operations by the Dynamic Data System Approach", 5th Proc. of the North American Manufacturing Research Conference, 1977
2. K. Eman and S. M. Wu, "A Feasibility Study of On-line Identification of Chatter in Turning Operations", ASME Journal of Engineering for Industry, Vol. 102, pp. 315 ~ 321, 1980
3. E. Garcia-Gardea, S. G. Kapoor and S. M. Wu, "Analysis of Grinding Dynamics by Dynamic Data System Methodology", Int. J. of M.T.D.R., Vol. 21, No. 2, pp. 99 ~ 108, 1981
4. S. M. Pandit and S. Kashou, "A Data Dependent Systems Strategy of On-Line Tool Wear Sensing", ASME Journal of Engineering for Industry, Vol. 104, pp. 217 ~ 223, Aug., 1982
5. K. J. Kim, K. F. Eman and S. M. Wu, "Identification of Natural Frequencies and Damping Ratios of Machine Tool Structures by the Dynamic Data System Approach", Int. J. of M.T.D.R., Vol. 24., No. 3, pp. 161 ~ 169, 1984
6. M. S. Lan, "In - Process Tool Fracture Detection", ASME Journal of Engineering Materials and Technology, Vol. 106, pp. 111 ~ 118, Apr., 1984
7. T. Uematsu and N. Mohri, "Prediction and Detection of Cutting Tool Failure by Modified Group Method of Data Handling", Int. J. of M.T.D.R., Vol. 26, No. 1, pp. 69 ~ 80, 1986
8. S. B. Kesler, "Modern Spectrum Analysis, II", IEEE Press, New York, 1986
9. M. C. Yoon, "On the Identification and Monitoring of a Grinding Process through ARMA Modeling", PhD Dissertation, Seoul National University, 1989
10. M. C. Yoon, D. W. Cho and C. K. Park "Time Series Modeling of Grinding Process for Malfunction Monitoring", SME, 1989
11. T. Soderstrom and P. Stoica, "Instrumental Variable Methods for System Identification", Berlin: Springer-Verlag, 1993
12. S. M. Pandit and S. M. Wu, "Time Series and System Analysis with Applications", John Wiley and Sons, 1993
13. S. M. Kay, "Modern Spectral Estimation : Theory and Application", Prentice - Hall, 1990