

ARMA 모델링과 스펙트럼분석법에 의한 가공시스템의 진단에 관한 연구

윤문철*, 조현덕**, 김성근***

A Study on Diagnostics of Machining System with ARMA Modeling and Spectrum Analysis

Moon-Chul Yoon*, Hyun-Deog Cho**, Seong Kun Kim***

Abstract

An experimental modeling of cutting and structural dynamics and the on-line detection of malfunction process is substantial not only for the investigation of the static and dynamic characteristics of cutting process but also for the analytic realization of diagnostic systems. In this regard, We have discussed on the comparative assessment of two recursive time series modeling algorithms that can represent the machining process and detect the abnormal machining behaviors in precision roundshape machining such as turning, drilling and boring in mold and diemaking. In this study, simulation and experimental work were performed to show the malfunctional behaviors. For this purpose, two new recursive approach (*REIVM, RLSM*) were adopted for the on-line system identification and monitoring of a machining process, we can apply these new algorithm in real process for the detection of abnormal machining behaviors such as chipping, chatter, wear and round shape lobe waviness.

Keywords : 파라메트릭 모델링 (Parametric Modeling), 자동회귀 (Auto Regressive), 이동평균(Moving Average), 순환확장기구변수법 (Recursive Extended Instrument Variable Method), 순환최소자승법(Recursive Least Square Method), 진단(Diagnostics), 채터(chatter)

* 부경대학교 기계자동차공학부

** 경일대학교 기계공학부

*** 호서대학교 기계공학부

1. 서론

가공시스템의 모델링과 그에 대한 해석은 가공의 결과를 예측하고 판단하는 데에 중요하다. 시스템 규명 (System Identification) 에 대하여 지금까지 많은 학자들이 연구를 하여왔다.¹⁻⁹⁾ T. Uematsu²⁾ 은 실시간으로 가공시스템의 진단에 대하여 연구를 하였다. 연구대상은 주로 선반이나 밀링의 채터나 파괴연구에 대한 것이었다. 또 이들의 연구는 off-line 연구이고 최근 국내에서도 on-line 진단에 관한 연구가 상당히 진행되어 왔다. 보통 제거가공에는 여러가지 불규칙적이고 이상한 특성들이 발생하고 있으며, 이 거동을 즉시 해석하여 가공상태를 진단할 수 있는 시스템의 구성이 필요하다. 특히 금형의 냉각회로의 구멍가공이나 부품의 가공중에 채터나 드릴공구의 파손과, 가공의 시작과 종료로 알 수 있는 방법이 필요하다. 베어링의 가공에 있어서도 그 형상을 정확하게 판단할 수 있어야 한다. 만약 이런 이상 가공상태를 빨리 감지하지 못하고 대처를 하지 못하여 가공된 금형이나 정밀기계 부품은 표면상태나 형상 치수에 있어서 오차가 발생하여 제품의 불량률을 초래한다. 또한 작업자에게도 위험을 줄 수가 있다. 따라서 이런 가공공정을 실시간으로 실험적인 데이터를 이용한 모델링을 하여 이 모델링 변수로서 시스템의 특성을 판단하고 가공상태를 진단하는 것이 필요하다. 본 논문에서는 드릴링 가공프로세스를 실험적인 수학적 모델링을 사용하여 실제적인 방법으로 정의하고 이를 분석하여 가공상태를 분석하였다. 본 논문에서 사용한 모델링 기법으로는 순환자동회귀이동평균 (recursive autoregressive moving average) 모델링법을 이용하여 가공현상의 on-line 감지를 위한 진단시스템을 구성하였고 가공상태의 특성 및 이상현상을 확인할 수 있도록 하였다. 사용된 신호로는 공구동력신호를 사용하였다. 순환 ARMA 모델링법 중 RLSM (Recursive Least Square Method)과 REIVM (Recursive Extended Instrumental Variable Method) 알고리즘을 이용하여 ARMA 스펙트럼 분석으로 이상상태를 감지하고 각 알고리즘의 특성을 분석하였다. 두 방법 모두 모델변수의 치우침 (biasing) 이나 고유모우드의 이동(shift), 이상모우드의 파악이 서로 차이가 있음을 알 수 있으며, on-line 으로 스펙트럼 분석과 모델 파라메타 분석으로 가공상태를 알 수 있다. 본 논문의 알고리즘은 선삭, 보링, 드릴링, 연삭, 특수가공 등 제거가공 분야에도 적용이 가능하고, 본 논문에서 사용된 신호 이외의 다른 신호를 이용하여도 시

스템의 온라인 분석이 가능하다. 또한 본 논문에서는 RLSM, REIVM 및 FFT의 스펙트럼을 비교하여 분석하였다.

2. 관련 이론

2-1. ARMA 모델

가공시스템을 다음과 같은 이산형태의 ARMA 시계열로 나타낼 수 있고 자동회기, 이동평균 차수를 각각 m, n 이라고 하면 ARMA(n,m) 모델은 다음과 같다.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, $a_i, i = 1, 2, \dots, n$: 자동회기변수
 $b_i, i = 1, 2, \dots, m$: 이동평균변수

$Z^{-1}X(t) = X(t-1)$, Z^{-1} : 지연연산자

$a(t)$: 백색잡음, $E[a(t)] = 0$

$E[a(t)a(t-u)] = \sigma_a^2 \delta_u$, δ_u : kronecker Δ 함수

ARMA(n,m) 모델의 최적의 차수는 보통 $(2n, 2n-1)$ 의 차수가 최적이며 또한 시스템의 특성을 나타내는 고유진동수와 감쇠계수는 다음 식으로 나타낼 수 있다.¹²⁾

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

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

2-2. On-Line 알고리즘 (RLSM 와 REIVM)

시계열 신호데이터 $x(t)$ 는 차수 (n,m)의 ARMA 모델로 모델링할 수 있고 $e(t)$ 가 측정가능하다면 식(1)은 다음의 매트릭스 형태로 나타낼 수 있다.

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

여기서, 각각의 매트릭스는

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

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

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

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

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

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

여기서,

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

$(Z^t X)^{-1} Z^t$ 를 양변에 곱하면 식(4)는

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

이고 매트릭스 Z 를 $E(Z^t W) = 0$ 이 되고 $E(Z^t X)$ ($= R$) 이 singular 매트릭스가 되지 않도록 매트릭스 Z 를 식(12)와 같이 매트릭스를 선택하면 이 알고리즘의 필요충분조건¹³⁾을 만족한다.

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

식(11)은 최소사승법의 형태이고 다음과 같은 순환알고리즘으로 정의된다.¹⁴⁾

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

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

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

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

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

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

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

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

여기서, 파라메타 $\lambda(t)$ 는 망가지수이고, 일반적으로 그 크기를 1에 가깝게 한다. 알고리즘의 초기 조건은 상수 a 가 상당히 큰 임의의 수치이고 다음과 같이 선택하였다.

$$R(0) = aI, \theta(0) = 0, \varphi(0) = 0$$

$Z(t)$ 대신에 $\varphi(t)$ 를 치환하여 전개하면 위의 알고리즘은 RLSM 이 되고 필터링된 $\varphi(t)$ 를 사용하면 그 알고리즘은 RMLM(Recursive Maximum Likelihood Method)이 된다.¹⁴⁾ 본 연구에서는 ARMA 스펙트럼분석을 하였으며, 분석법으로는 Direct form 형태로 표현된 다음 전달함수를 이용하였다.

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

식에서 $z = e^{i\omega T}$ 를 대입하여 파워스펙트럼과 위상스펙트럼을 구할 수 있다.

3. 시뮬레이션 결과

두 순환 알고리즘의 장단점을 분석하기 위해서 RLSM 및 REIVM 알고리즘을 서로 비교 분석하였다. off-line(FFT, MEM) 알고리즘과의 비교는 참고문헌⁴⁾에서 볼 수 있다. 보통의 가공시스템의 신호는 사인파와 삼

각과, 사각과 등의 함수로 나타낼 수 있으므로 이 파들을 대상으로 분석하였다. 모의 해석결과 다음과 같이 2 가지 경우로 신호를 분류하고 분석하였다.

1) 첫번째의 경우: 가공물의 회전시 생기는 동적인 성질을 나타내는 신호 $y(t)$ 를 다음과 같다.

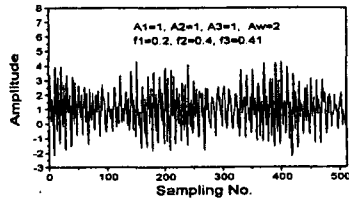


Fig.1 Signal with dynamic properties and noise

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

단, $w(t)$: 잡음신호, s : 고유수모우드의 수
 A_j, A_w : 사인파 및 잡음신호부의 진폭

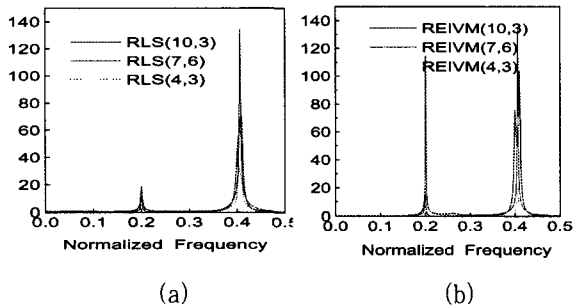


Fig.2 Power spectral density for the first case

A/D 변환기로 신호를 샘플링하여 측정할 수 있는 최대의 주파수의 크기를 0.5 로 하여 두 개의 표준화된 (normalized) 고유모우드 f_1 를 선택하였는데 0.2, 0.4, 0.41의 고유모우드 특성을 포함하는 신호를 분석하였다.

두 방법으로 모델의 차수를 변화시켜 구한 ARMA 파라메타로 분석된 파워스펙트럼이 Fig.2의 (a), (b)에 잘 나타나 있다. 그림에서 REIVM 와 RLSM는 신호/잡음의 비가 비교적 작은 신호에도 스펙트럼이 정확하게 나타났고 또한 시계열 데이터의 중간에 시스템의 파라메타와 스펙트럼을 구할 수 있다.

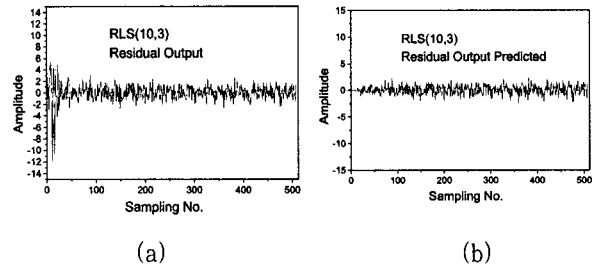


Fig.3 Residual and predicted one for the 1st case

Fig.3 의 (a)는 RLSM에 의한 잔차의 특성을 나타내며 (b)는 잔차예측치의 거동을 나타낸다. 신호에 조화함수의 특성은 잔차 및 잔차예측치에 뚜렷한 변화를 보여주지 못함을 알 수 있다. Fig.3에서 데이터의 수가 충분하지 못한 적은 데이터의 수(128개)로 시스템의 스펙트럼을 분석한 경우도 Fig.2 과 유사하게 정확한 스펙트럼을 얻을 수 있었다. 그러나 FFT는 데이터의 수가 작아지면 (128개) 시스템의 스펙트럼 분석을 할 수 없었다. 따라서 RLSM 과 REIVM 알고리즘이 적은데이터의 수로 스펙트럼 분석하는데 FFT 알고리즘에 비교하여 우수함을 알 수 있었다. 반면 안전성에 있어서는 알고리즘의 망각지수 (forgetting factor)를 조절하여 시스템의 안정성을 부여할 수 는 있으나 같은 망각지수인 경우는 REIVM 알고리즘이 유리하였다. 따라서 RLSM 및 REIVM 등의 순환 ARMA 알고리즘은 일정량 이상의 데이터를 처리해야 신뢰성이 높은 FFT 알고리즘보다 데이터의 수가 적은 경우에도 스펙트럼의 분해능이 우수하였다. 또한 시계열 중간에 시스템 변수를 계산할 수 있는 장점이 있다. 두 ARMA 방법에서는 특히 데이터 수가 적은 경우도 REIVM 이 RLSM 보다 근접모우드의 분리에 더욱 효과적이었으며(Fig.2(b)) 약 2% (0.01) 차이의 근접 모우드도 쉽게 구별하여 나타낼 수 있었다. 그러나 FFT는 적은 데이터의 수로는 불가능했다. REIVM 모델의 경우 차수가 낮더라도 RLSM 보다 수월하게 고유모우드 이동 (shifting)현상이 작게 나타났다. 상수 α 를 작게 선택하면 신호의 모델링 민감도가 떨어지나 모델링의 안정성에는 더 효과적이었고 계산시간 문제 때문에 모델을 가장 최적의 모델로 하는 차수의 선택이 중요하다. 최적의 차수를 선택하는 방법에는 보통 FPE, AIC (Akaike Information Criterion) 방법등 이 있고 연구에 의하면 자동회귀가 $2n$, 이동평균이 $2n-1$ 의 차수가 가장 적합하다.¹²⁾

2) 두번째의 경우: 공구의 가공물 입구 및 출구까지의 거동을 나타내는 경우로 신호를 사각파형, ramp파형이나 삼각파형의 형태로 표현 하였다. 사각파나 삼각파는 가공 신호의 일반적인 형태의 하나이고 ARMA 모델링으로 잔차의 특성이 가공상태의 특성을 파악하는데 중요하다. 또한 실제신호와 예측신호가 잘 일치하여야 모델링의 신뢰성이 높다고 할 수 있다.

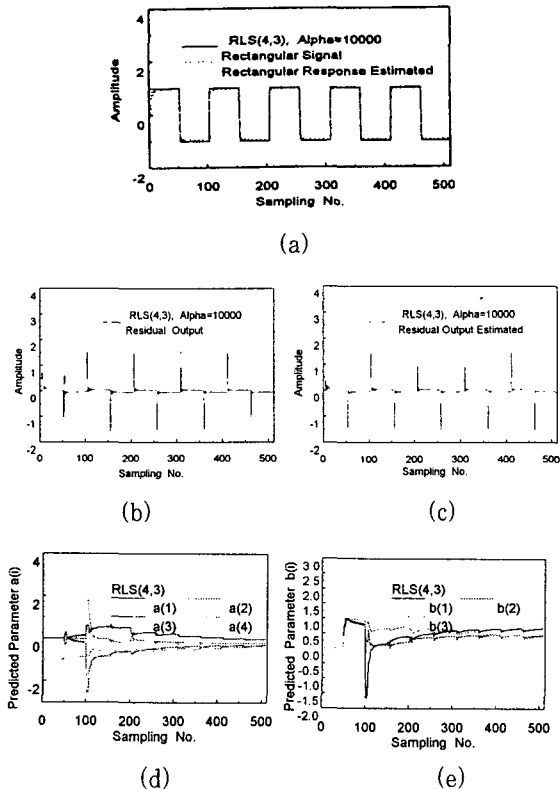


Fig.4 Rectangular input and parameter estimation for RLSM

Fig.4에서 (a)는 사각형신호, (b)는 잔차신호, (c)는 잔차예측치 (d),(e)는 각각 AR상수와 MA상수의 파라메타 거동을 보여준다. 그러나 스펙트럼은 신호자체가 주기성의 모우드 특성 외에는 이상특성 모우드는 나타나지 않았다. 마찬가지로 Fig.5(a),(b)는 잔차 및 잔차예측치, (c),(d)는 ARMA상수의 적응과정을 나타내고 있다. REIVM 으로 모델링한 것은 불안정한 영역이 나타나며 잔차의 특성을 알아보는에는 Fig.4의 결과에서 볼 수

있듯이 RLSM이 유리함을 알 수 있다. 또한 REIVM 알고리즘 자체의 피할 수 없는 계산상의 문제점인 불안정한 singularity 문제가 잔차계산의 경우 발생되기 쉽고 결국 삼각파나 사각파의 예측에 문제점이 가끔 발생되었다. 그러나 실제 가공시스템의 신호는 규칙성과 잡음의 특성을 신호에 많이 함유하게 되므로 REIVM 방법은 Fig.3의 RLSM과 같이 별 문제 없이 적용할 수 있고 초기조건 상수인 α 를 작게 할수록 시스템이 느리게 적응되어가고 α 를 크게 할수록 안정성은 떨어지는 모델링 결과를 얻을 수 있었다. 밀링 및 연삭가공시 나오는 AE 신호를 low pass filter 로 하면 신호가 거의 사각파와 같으며³⁾ 따라서 이때의 잔차의 특성은 순환 파라메타 계산 방법들에 의해서 정확하게 입출구의 상황을 감지 할 수 있다. 삼각파는 보통의 가공시스템의 신호를 미세부분에 분류를 하여보면 삼각파의 특성과 잡음의 함으로 구성되는 것으로 알려져 있다.^{3),4)} Fig.6(a)는 RLSM에 의한 삼각파형의 신호를 나타내고 있다. (b),(c)는 AR 및 MA 상수의 적응과정을 보여주고 있으며 (d),(e)는 잔차 및 잔차 예측치를 나타낸다. Fig.7은 REIVM에 의한 삼각파에 대한 파라메타의 거동을 보여주고 있으며, 신호가 꺾이는 부분에서 RLSM, REIVM 알고리즘 모두 사각파와 비슷하게 잔차 및 잔차 예측치의 거동이 돌출하는 것을 볼 수 있었다. 그러나 사각파와 마찬가지로 스펙트럼의 분석에 의한 특성 모우드는 파형주파수 외에는 나타나지 않았다.

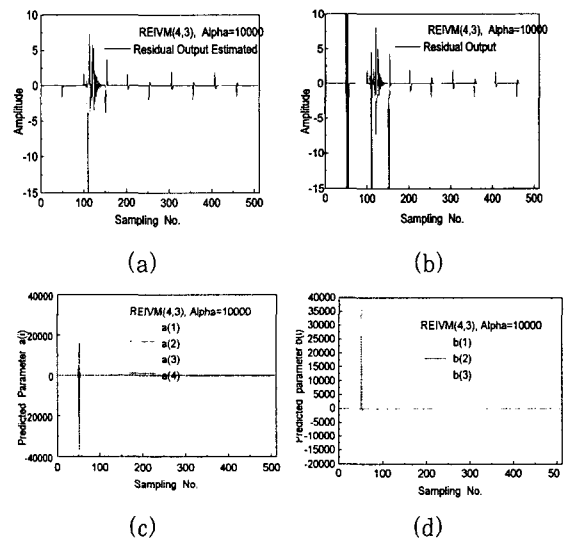


Fig.5 Rectangular input and parameter estimation for REIVM

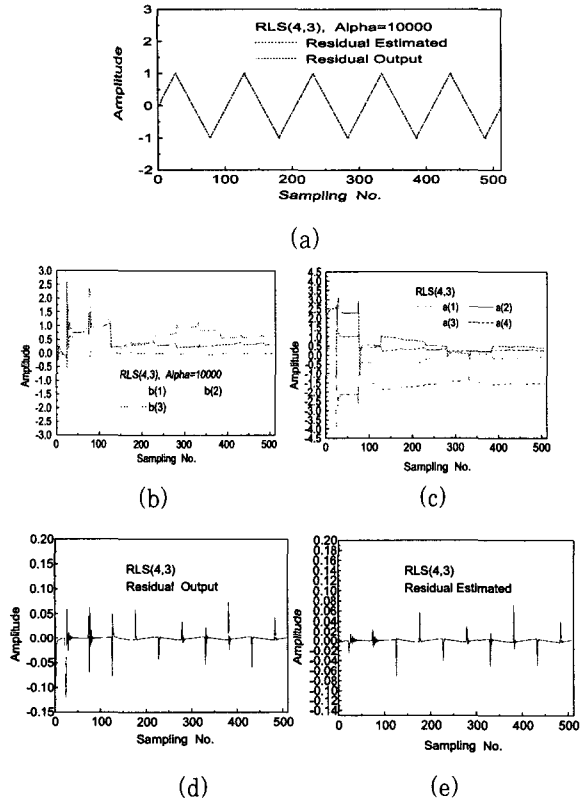


Fig.6 Triangular Input and its simulation results for RLSM

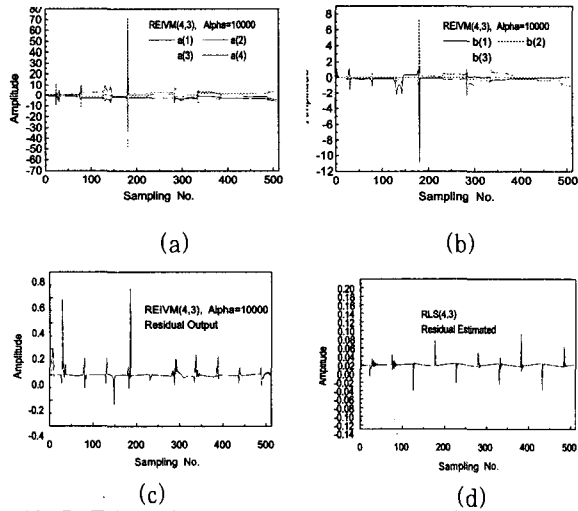


Fig.7 Triangular Input and its simulation results for REIVM

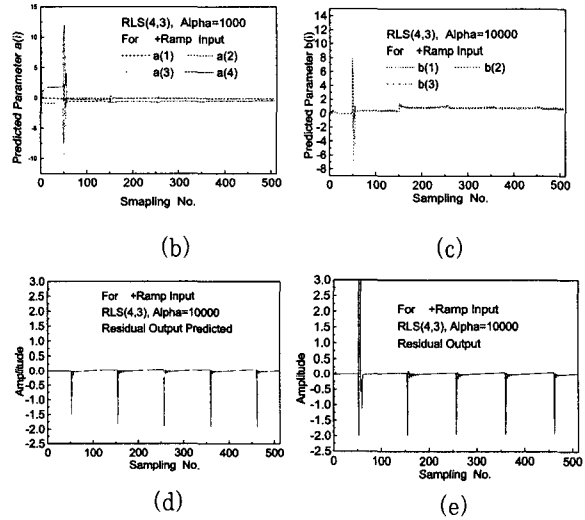
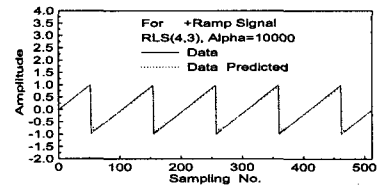
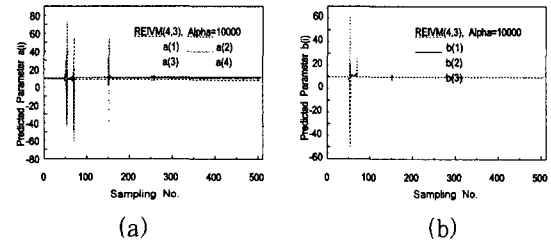


Fig.8 +Ramp Input and its simulation results for RLSM

Fig.8은 RLSM 알고리즘에 의한 램프데이터 입력신호 (a)에 의한 모델링과 상수 및 잔차의 거동을 나타낸다. (b),(c)는 AR 및 MA 상수의 거동을 나타내고 (d),(e)는 잔차의 특성을 보여주고 있다. 램프입력 형태의 신호는 잔차의 거동에서 상대적으로 큰 값이 나왔고, 따라서 가공의 시작과 마침 상태에서 그 수치가 크게 나타나고 공구의 칩핑현상과 같은 이상상태의 발생시 이런 잔차의 특성이 나타나게 된다.



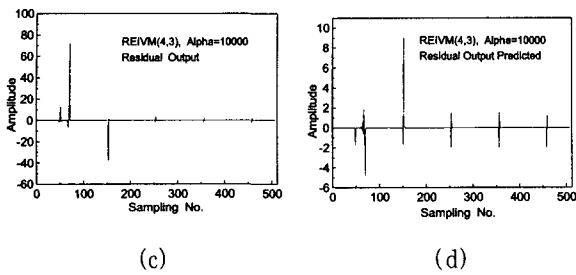


Fig.9 +Ramp Input and its simulation results for REIVM

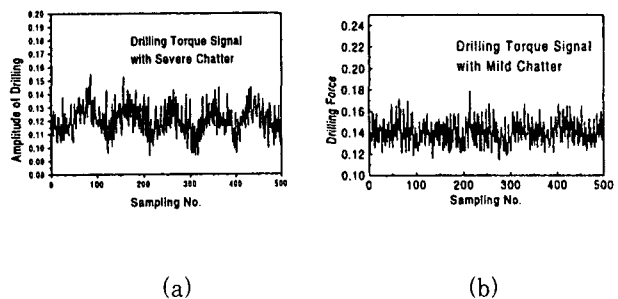
Fig.9는 마찬가지로 REIVM 알고리즘으로 램프데이터 입력을 처리하여 얻은 모델링상수와 잔차 및 잔차예측치의 시간에 따른 변화를 보여주고 있다. 램프입력 형태의 신호는 잔차의 거동에서 이전의 RLSM 알고리즘보다도 더 불규칙하고, 불안정한 큰 값이 나왔고 따라서 가공의 시작과 종료상태에서 그 수치가 크게 나타나서 유리할 수도 있을 듯 하나 전체적으로 불안정한 변화를 볼 수 있었다. 따라서 공구의 칩핑현상과 같은 이상상태의 발생시 이런 잔차의 특성의 해석에는 RLSM이 조금 유리하다. 마찬가지로 스펙트럼분석도 하였으나 램프데이터의 신호는 주기적인 신호주파수 외에는 다른 특성 주파수는 감지하기가 곤란한 파형이었다.

4. BTA 구멍가공에 적용결과

두 알고리즘을 적용하기위한 신호 데이터를 얻기위해 가공은 BTA (Boring & Trepanning Association) 심공가공을 하였다. 선택한 여러 절삭조건에서 $V = 71$ m/min, $f = 0.16$ mm 인 경우의 데이터를 처리하였다. 신호는 공구동력계로 측정된 절삭토크와 축방향 절삭력을 charge amp를 통과시켜 A/D 변환하였고, 이때 샘플링주기는 0.001 sec 로 하여 586 컴퓨터에 저장하여 처리하였다. 절삭토크와 축방향 절삭력 모두 파형의 특성은 비슷하게 나타났다. 본 논문에서는 이 중 채터가약한 신호와 심한신호의 두가지 조건에서의 절삭토크 신호를 ARMA 모델링하였고, 이 신호는 사인파와 유사하게 주파수 영역에서의 해석도 가능하고 채터와 같은 고요모우드가 감지되었다

Fig.10에서 (a)는 채터가 심하게 발생한 심공 절삭토크 신호를 나타내고 있으며 (b)는 채터가 약한 토크 신호이다. (c),(d)는 RLSM, REIVM 알고리즘으로 (a)

신호를 각각 모델링하여 예측한 절삭토크이다. RLSM 알고리즘은 신호를 비교적 잘 나타내고 있다. 즉 필터링된 것과 같은 신호이고, 이 신호를 보면 절삭토크 신호는 가공에 따라 deterministic한 정적인 성질 외에 동적인 성분을 포함하게 된다. RLSM 알고리즘보다 REIVM 알고리즘은 조금 불안정하게 추종되었다. REIVM의 경우 안정하게 절삭토크를 추종하려면 α 의 값을 작게 선택하면 된다. 본 연구에서는 α 의 값을 10000으로 하였고 100정도 이하로 하면 충분히 RLSM 알고리즘과 같이 안정한 예측을 할 수 있었다. 이 신호는 앞에서 표현한 조화함수의 사인파, 사각파 혹은 삼각파 등의 조합으로 볼 수 있고 그 특성이 비교적 잘 나타나고 있다. 이 신호에 대한 특성 분석으로 특히 공구파괴나 채터의 신호는 사각이나 삼각파형의 변곡위치의 특성을 많이 갖게 되고, 공구파괴의 탐지시 잔차의 특성이 뚜렷한 거동을 나타낸다. 특히 REIVM 은 RLSM보다 조금 불안정한 신호 예측을 하나 스펙트럼 분석에는 오히려 효과적임을 알 수 있었다. 급격한 변곡점을 나타내는 신호부분은 절삭깊이가 작은 상태에서 갑자기 큰 상태로 될 때 과도한 절삭토크에 의한 신호를 나타내며, 특히 신호의 특성이 사각파형과 진폭이 불규칙한 사인파의 특성을 갖는 파형임을 알 수가 있다. 특히 공구파괴시 잔차의 특성이 뚜렷하고 RLSM 이 안정하게 특성을 나타내고 있으며 REIVM 보다 잘 나타낸다. Fig.11 에서 (a)는 채터가 없는 토크신호의 잔차의 특성이고 (b),(c)는 채터가 있는 경우의 잔차의 거동을 나타낸다. 그림에서 두 경우 모두 잔차의 특성은 나타나지 않았고 따라서 채터모우드는 잔차에 별로 영향을 주지 못함을 알 수 있다. (c)의 경우는 REIVM 으로 구한 결과이고 시스템이 불안정하여 잔차가 큰 수치로 나타난 것을 보여주고 있다.



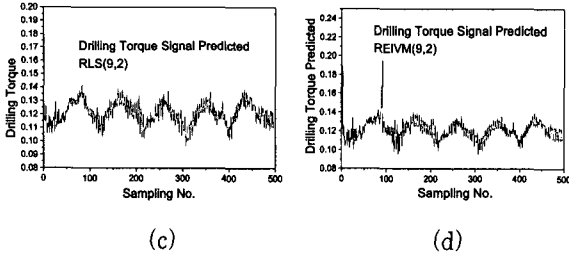


Fig.10 Drilling Torque real signal and predicted one (a,c,d) with severe chatter, (b) with mild chatter

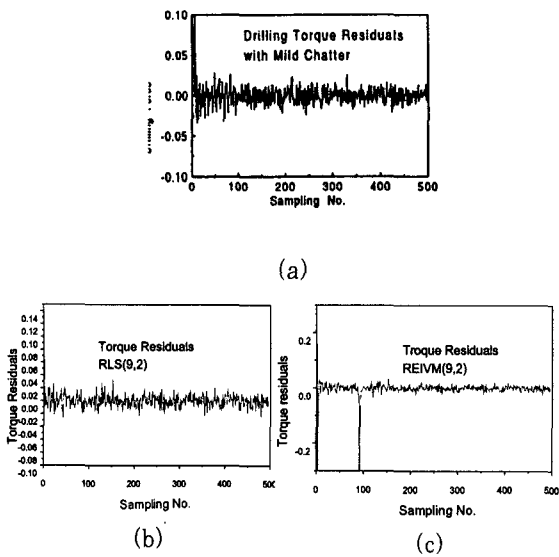


Fig.11 Drilling torque residuals (a)with mild chatter (b),(c) with severe chatter

Fig.12(a)-(d)는 채터가 약하게 발생한 Fig.10(b)의 신호를 주파수 영역 처리를 하여 파워스펙트럼을 나타냈고 이때의 모델링 차수는 그림(a)의 경우 (4,3)이고 이때 고유모우드는 두 방법 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 경우에도 RLSM 보다 REIVM 이 스펙트럼의 분석을 더욱 수월하게 할 수 있었고 고유모우드의 특성도 더욱 분명하게 할 수 있었다. 본 연구에서 고유모우드의 계산은 Bairstow 법으로 계산하였고 계산된 3개의 고유모우드 수치는

0.13(65Hz), 0.32(160Hz) 및 0.45(225Hz) 에서 나타났다. 연구결과 모델링의 차수가 낮아질수록 모우드가 옆으로 조금 이동하는 현상이 생겼다. 같은 신호를 FFT 방법으로 스펙트럼을 나타낸 것이 Fig.13 이다.

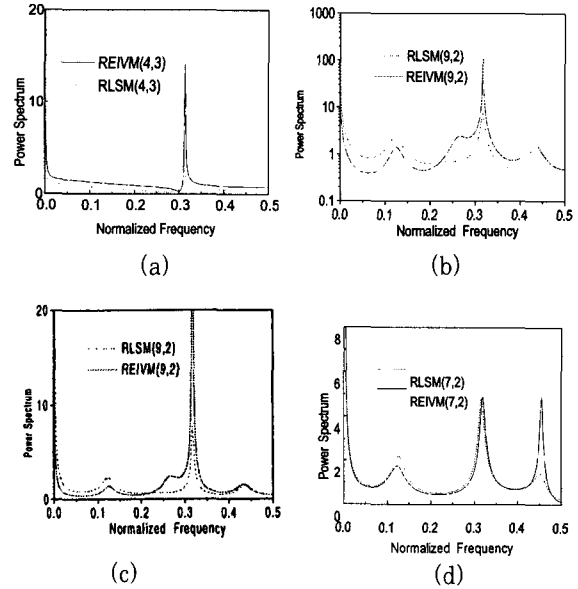


Fig.12 Power spectral density with mild chatter

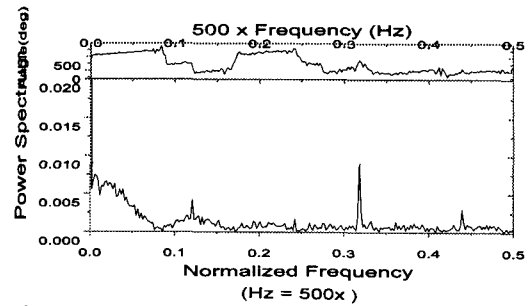
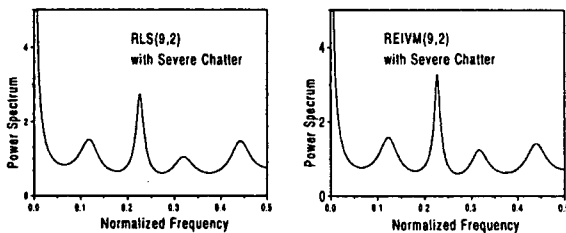


Fig.13 FFT power spectral density with mild chatter

Fig.14는 심한 채터가 발생한 Fig.10(a)의 신호를 주파수영역 처리를 하여 각각의 알고리즘으로 파워스펙트럼을 나타냈다. 두 번째의 모우드가 심한 채터가 발생한 모우드로서 그 수치는 두 방법 모두 약 0.225 (225Hz)로 계산되었다. 따라서 이상 채터현상의 분석에 이 두 알고리즘의 스펙트럼 분석법이 이용될 수 있고, 채터현상이 약하게 나

타날 경우에는 RLSM 보다는 REIVM 이 보다 효율적으로 chatter현상을 분석할 수 있었다. 또한 스펙트럼의 최고치는 로그 스케일을 사용하면 더욱 뚜렷하게 볼 수 있었다. RLSM 알고리즘은 실제와 다른 모우드가 생기는 모우드의 이동현상이 나타났다. 이동정도는 이동평균의 차수를 증가 시킬수록 줄어 들었다. 두 방법은 모두 on-line 예측 모델링이며 보다 효과적으로 적용할 수 있다. 특히 RLSM 과 REIVM 은 다른 off-line 알고리즘보다 프로세스 중간에 시스템의 특성을 알 수 있고, 특히 높은 잡음을 갖는 시스템의 신호분석에서 모우드의 실제치와 예측 해석치의 차이를 나타내는 모우드 이동이 작으며 따라서 유용한 스펙트럼 분석법이다. Table 1 은 고유모우드와 감쇠계수를 계산한 결과로, chatter가 없는 신호 Fig.10(b)를 ARMA(7,2)로 하여 구한 것이고 Fig.10(b)의 신호를 처리한 결과이다. 이때의 표준화 고유모우드와 감쇠계수를 각각 두 알고리즘에 적용하여 식(2),(3)에 의하여 계산하였다.



(a) for RLSM (b) for REIVM

Fig.14 Power spectral density with severe chatter

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

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. 결론

BTA 드릴가공에서의 RLSM, REIVM 모델링법을 비교 검토하여 그 특성을 분석하였다. 연구결과는 다음과 같다.

- (1) 드릴가공시스템의 파라메타 거동을 해석하는 데 on-line에 의한 두 순환 알고리즘(RLSM, REIVM)으로 모델링이 가능하고 특히 ARMA 스펙트럼 분석법에 의해서는 REIVM 알고리즘이 약한 신호/잡음비에서 비교적 수월하게 드릴가공의 chatter등, 이상현상을 쉽게 예측할 수 있고 잔차예측에는 같은 파라메타 조건의 경우 RLSM이 유리하다.
- (2) 순환 ARMA모델링에 의한 REIVM 알고리즘은 스펙트럼분석에 유리한 특성이 있고 기존의 FFT 방법보다 데이터의 수가 적어도 시스템의 특성을 잘 나타낼 수 있다. 특히 REIVM 방법이 고유모우드가 인접되어 있는 근접모우드(narrow mode)의 분리에 유리하였다.
- (3) RLSM, REIVM 알고리즘은 드릴가공의 모델링과 chatter등의 이상모우드 분석시 그 특징을 잘 나타낼 수 있고, 드릴가공의 chatter현상은 잔차에는 영향을 주지 못한다. 잔차 및 잔차예측치의 특성은 드릴가공의 입구 출구상태를 감지하는 주요한 모델링 변수이다.

참고 문헌

- 1) M. S. Lan, "In-Process Tool Fracture Detection", ASME Journal of Engineering Materials and Technology, Vol.106, pp.111-118, Apr., 1984.
- 2) 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.
- 3) M. C. Yoon, D. W. Cho and C. K. Park "Time Series Modeling of Grinding Process for Malfunction Monitoring", SME, 1989.
- 4) M. C. Yoon, "On the Identification and Monitoring of a Grinding Process through ARMA Modeling", PhD Dissertation, SNU, 1989.
- 5) S. M. Wu, M. F. DeVries and W. R. DeVries, "Analysis of Machining Operations by the Dynamic Data System Approach", 5th Proc. of the NAMRC, 1977.
- 6) 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.
- 7) 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.
 - 8) 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.
 - 9) 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.
 - 10) S. B. Kesler, "Modern Spectrum Analysis, II", IEEE Press, New York, 1986.
 - 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.
 - 14) P. Young, "Recursive Estimations and Time-Series Analysis", Springer - Verlag, 1993.
 - 15) S. Kalpakjian, "Manufacturing Engineering and Technology", Addison Wesley, 1995.