

선삭가공에서 공구파손 검출 시스템 인식에 관한 연구

사승윤(숭실대원), 김광래, 이원평(인덕대학)

A Study on the System Identification of Tool Breakage Detection in Turning

Seung Yoon, Sa(soongsil Univ.),

Kwang Rae, Kim, Won Pyong, Lee(Induck Collage)

Abstract

The demands for robotic and automatic system are continually increasing in manufacturing fields. There have been many studies to monitor and predict the system, but they have mainly focused upon measuring cutting force, and current of motor spindle, and upon using acoustic sensor, etc.

In this study, time series sequence of cutting force was acquired by taking advantage of piezoelectric type tool dynamometer. Radial cutting force was obtained from it and was available for useful observation data. The parameter was estimated using PAA (parameter adaptation algorithm) from observation data. ARMA(auto regressive moving average) model was selected for system model and second order was decided according to parameter estimation. Uncorrelation test was also carried out to verify convergence of parameter.

Keyword : System Identification (시스템인식), Tool Breakage(공구파손), A Posteriori Prediction(사후예측), Uncorrelation(무상관)

1. 서론

제조공정의 자동화와 조직화에 대한 요구가 증가하고 무인화 시스템이 제조공정의 목표로서 대두되기 시작하였다.

시스템 작동시 접촉하지 않고 인식하기 위해 정확하고 효과적인 감지기술의 개발에 초점을 맞추고 있다. 이러한 측면에서 공구의 파손은 공작물의 손상과 직접적인 관계가 있으며, 이외에도 공작기계에서 발생하는 다른 문제들과 전체 제조시스템에서 다른 예측을 할 수 없는 문제들의 발생으로 인하여 공구파손문제를 무인화 제조공정에 적용하기는 많은 어려움이 따른다. 따라서 최근 공구파손 검출문제는 많은 관심의 대상이 되고 있으며, 꾸준한 연구가 진행되고 있으나, 공구파손 검출은 종래의 공구마모의 검출기술과 비교하여 볼 때 이 분야의 연구가 미진하다고 볼 수 있다. 마찬가지로 공구파손의 예측기술 또한 공구마모의 예측기술보다 훨씬 뒤떨어져 있다. 공구파손의 검출 및 예측이 어려운 근본적인 이유는 공구마모는 다소 판단할 수 있는 상황에서 마모가 점진적으로 일어나는데 비해 공구파손은 통계적 현상을 바탕으로 갑작스럽게 발생하기 때문이다.

따라서 절삭작업을 중단시키지 않고 공구의 파손을 감시하는 방법으로는 광학을 이용한 방법, 전기저항 등의 직접적인 측정방법과 절삭력, 주축 모터의 전류, 음향센서, 진동 등을 이용하여 공구의 상태를 감시하는 간접적인 방법들이 시도되었다^(1~4). 이러한 연구들은 주로 공구의 파손보다는 마모를 검출하는데 주로 이용되었다. 그리고 이러한 연구들은 가공중에 측정하기 보다는 가공 후나 가공사이에 측정이 이루어 졌으며, 대개의 경우 선삭공정에서 공구의 플랭크면을 관찰하여 정량적인 양을 분석하는 연구들이었다.

본 연구는 선삭가공시 발생하는 공구파손의 예측 및 검출 대한 실험적 연구로써 가공시 측정된 절삭저항을 관측데이터로서 사용하였으며, 이를

시스템인식에 적용하였고, 이러한 예측 및 검출시스템의 신뢰도 대하여 조사하였다. 따라서 본 연구의 목적은 선삭가공용 인서트 토프의 파손을 검출하는 온라인 검출 기법을 개발하고, 공구교환시기를 인지하여 무인화 및 자동화에 대한 방향을 제시하는데 있다.

2. 공구파손검출 시스템 인식

공구의 파손을 검출하기 위해서는 처리 시스템의 인식(identification)이 필요하다. 따라서 공구파손 검출 시스템의 모델은 다음과 같은 ARMA (auto regressive moving average) 모델로 한다.

$$y(t+1) = -\sum_{i=1}^n a_i y(t) - \sum_{i=1}^m b_i u(t) + e_k \quad (1)$$

$$= \theta^T \phi(t) + e_k$$

여기서 e_k 는 오차항이고, 출력에 관계된 파라미터 a_i 와 관측벡터(observation vector) $\phi(k)$ 는 아래와 같다.

$$\theta^T = [a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, b_2, \dots, b_m] \quad (2)$$

$$\phi^T(k) = [-y(t), -y(t+1), \dots, -y(t-n+1), -u(t-d), -u(t-d+1), \dots, -y(t-d+m+1)] \quad (3)$$

그리고 $y(t)$ 는 시간 t 에서의 관측 데이터이며, $u(t-d)$ 는 시간 $(t-d)$ 에서의 입력 데이터이다. 이때 관측데이터는 선삭가공에서 측정된 질삭저항값을 이용하게 된다.

따라서 파라미터 추정은 다음과 같은 PAA (parameter adaptation algorithm)을 이용하여 파라미터 $\hat{\theta}(t+1)$ 를 추정한다.

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + F(t) \phi(t) \varepsilon(t+1) \quad (4)$$

여기서, $\varepsilon(t+1)$ 는 예측오차이다.

식(4)에서 적응게인(adaptive gain)인 $F(t+1)$ 을 아래와 같이 게인값을 추정한다.

$$F(t+1) = F(t) - \frac{F(t) \phi(t) \phi(t)^T F(t)}{1 + \phi(t)^T F(t) \phi(t)} \quad (5)$$

또한 예측오차(*a posteriori* prediction error)는 다음과 같다.

$$\varepsilon(t+1) = F(t) - \frac{y(t+1) - \hat{\theta}(t)^T \phi(t)}{1 + \phi(t)^T F(t) \phi(t)} \quad (6)$$

이와 같은 PAA를 이용하여 공구파손 영상의 출력파라미터를 추정할 수 있다.

3. 실험

3.1 실험장치

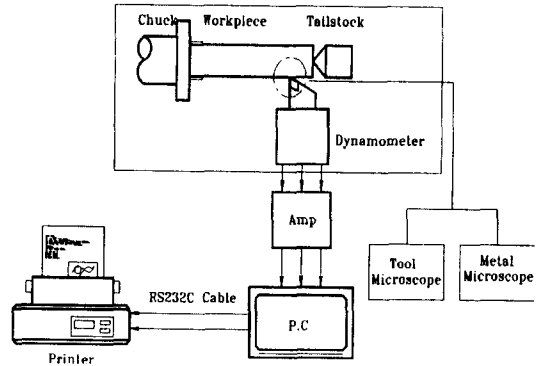


Fig.1 Experimental set-up

선삭가공용 공구파손의 예측 및 검출을 위한 데이터 획득과정은 Fig. 1과 같다. 사용된 공작기계는 고정밀도를 갖는 CNC정밀선반이며, 원통형상의 가공재는 선반의 척과 심압대에 장착하여 건식으로 축방향 절삭을 하였다.

공구동력계로부터 출력되는 질삭력의 정적성분(static components of cutting force)은 압전형(piezo-electric type) 공구동력계(KISLER 9257B)로 측정하였으며, 질삭신호의 증폭은 용량형 앰프(charge amplifier KISTLER 5019A)를 사용하였다. 증폭된 질삭신호는 연결된 레코더에 및 AD변환기를 거쳐 PC로 전송되어 처리하였다. 공구동력계의 최대측정범위는 주분력은 1000kgf이고 이송분력과 배분력은 500kgf이다.

시험에 사용된 공구와 가공재는 세라믹공구와 합금공구강(STD11)을 선정했다. 합금공구강재는 냉간성형용으로 비교적 탄소함유량(1.4~1.6%)이

많으며, 크롬, 몰리브덴, 텅스텐,바나듐 등의 탄화물 형성 원소를 포함한다. 합금공구강재 중에서 STD11은 높은 경도로 내마모성과 인성이 있는 취성재료로 세라믹공구의 파손에 대한 실험이 가능하다고 판단되어 선정하였다.

또한 가공재의 형상은 직경 68 mm, 길이 150mm인 형상을 갖는 환봉으로 절삭개시때의 충격을 수반한 과도한 국부 절삭력에 의해 인성에 약한 세라믹공구의 절삭날이 손상을 입게 되므로 가공재의 모서리부분을 참퍼가공(60°)을 하였다.

3.2 실험방법

본 연구의 실험은 선삭용 인서트팁의 파손을 검출하기 위해 선정된 조건(cutting speed : 80m/min, feed ; 0.15mm/rev, depth of cut : 0.13mm, work piece : STD11, cutting time : 15min)에 의해 절삭가공을 하였다.

이러한 절삭 조건을 이용하여 절삭저항을 측정하였으며, 이때 측정된 절삭력은 PAA알고리즘의 관측데이터로 사용되며, 입력으로는 예측시스템을 잘 반영할 수 있는 백색잡음(white noise)를 사용한다. 따라서 절삭 초기부터 파손이 발생할 때까지의 절삭데이터를 획득하여, ARMA모델의 차수를 결정한다. 그러므로 온라인 가공에 적용할 수 있는 공구파손 예측 및 검출을 위한 인식시스템의 알고리즘을 개발한다.

4. 실험결과 및 고찰

Fig. 2는 선정된 절삭조건을 통하여 얻은 절삭데이터중 배분력을 나타낸 그래프이다. 세라믹공구의 경우 절삭초기 시점에서는 주분력이 높은 값을 가지나 가공이 진행되면서 공구의 인선이 둔탁해짐에 따라 배분력이 증가하게 된다. 따라서 배분력에 대한 저항이 그 만큼 증가하게 되며, 파괴시에는 주분력보다 배분력의 변화가 크게 나타나므로 공구의 파손을 검출하기에는 적합하다고 판단된다. 그림에 나타난 절삭력은 약15분간의 절삭을 통하

여 공구의 돌발적인 파손이 발생하였으며, 이때 측정된 데이터는 0.1초간격으로 샘플링하였고, 잡음 제거를 위하여 300kHz의 저 대역필터(low-pass filter)를 사용하였다. 또한 절삭초기부터 2분후부터 측정된 절삭데이터를 관측데이터로 사용하였다. 관측데이터는 공구파손이 발생할 때까지 13분 동안에 811개의 절삭데이터를 획득하였으며, 그 이유는 파라미터 추정을 위하여 충분한 양의 데이터를 얻기 위함이다.

Fig.3은 ARMA모델의 차수를 결정하기 위하여 관측데이터간의 상관도를 계산하였다. Fig. 3(a)는 관측데이터 $y(t)$ 에서 1스텝 앞에 있는 $y(t+1)$ 과의 상관도를 나타낸 것으로 0.658의 높은 상관도를 나타내고 있다. 이는 시간 $(t+1)$ 초에서 이전 스텝인 t 초때의 데이터 $y(t)$ 가 현재의 관측 $y(t+1)$ 에 많은 영향을 미치고 있음을 나타낸다. 또한 Fig. 3(b)의 경우도 $y(t)$ 와 $y(t+2)$ 의 상관도를 나타낸 것으로 0.523의 값으로 관계하고 있어 어느 정도는 영향을 준 것으로 고려할 수 있다.

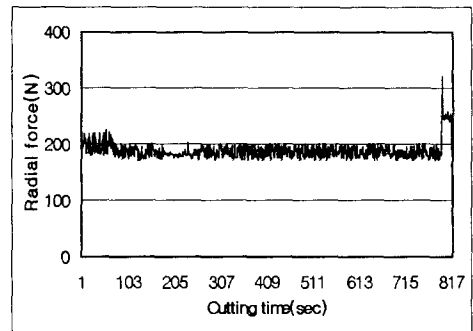
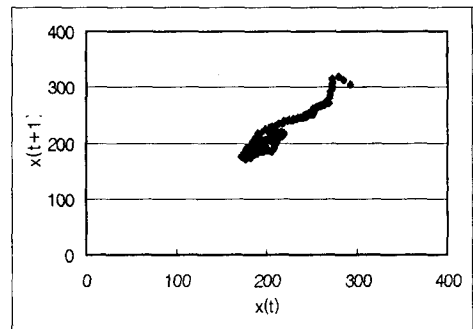
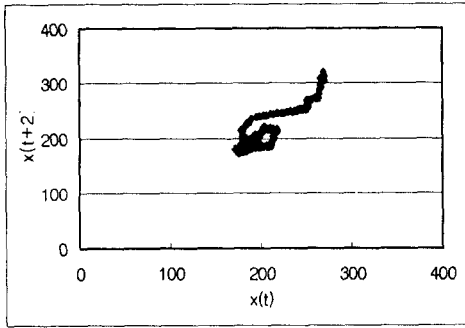


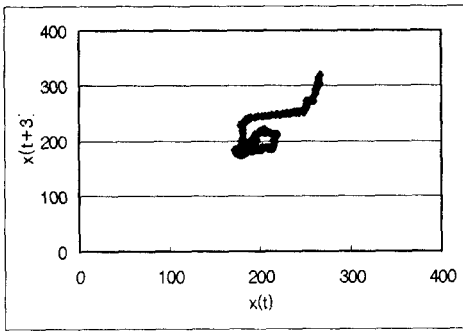
Fig. 2 Observation data(radial cutting force)



(a) $y(t)$ vs. $y(t+1)$ (0.658)



(b) $y(t)$ vs. $y(t+2)$ (0.523)



(c) $y(t)$ vs. $y(t+3)$ (0.321)

Fig. 3 Plot of correlation of observation data.

그러나 Fig. 3(c)의 경우는 $y(t)$ 와 $y(t+3)$ 의 상관도를 나타낸 것으로서 0.321의 값으로 작은 값을 나타낸다. 이는 그만큼 적게 영향을 미치는 것으로 모델의 차수 결정에 고려하지 않는다. 따라서 모델의 차수는 2차로 선정하였다. 그리고 선정된 ARMA 모델로부터 공구파손 예측 및 검출을 위한 인식 시스템의 파라미터를 추정한다. 또한 시스템에 사용되는 입력은 백색잡음으로써 입력성분이 풍부하며, 데이터간의 상관도가 0인 신호로, 입력값의 적용이 곤란한 경우 일반적으로 널리 사용된다. Fig. 4는 입력신호로 사용된 백색잡음을 나타낸 그래프이다. 백색잡음의 생성은 PRBS(pseudo random binary sequence)에 의하여 발생시켰다.

Fig. 5는 배분력의 관측데이터와 백색잡음의 입력을 이용하여 추정된 ARMA 모델의 추정 파라미터를 나타낸 그래프이다. 그래프에 보는바와 같

이 \hat{a}_1 , \hat{a}_2 는 관측데이터 $y(t)$ 와 $y(t+1)$ 에 대한 추정 파라미터로 실측 데이터를 인식하기 위하여 연속적으로 갱신된다. 또한 \hat{b}_1 , \hat{b}_2 는 입력 데이터 $u(t)$ 와 $u(t+1)$ 에 대한 추정 파라미터이다.

따라서 이들이 절삭데이터를 이용하여 실측치인 절삭력에 가까운 예측치를 만들어내게 된다. 또한 모델의 차수를 2차로 선정하였으므로 2스텝 전에 데이터를 예측하게 된다. 따라서 파라미터의 추정이 바르게 수행되었는가는 2가지 방법으로 판단할 수 있다. 첫 번째로 \hat{a}_1 , \hat{a}_2 와 \hat{b}_1 , \hat{b}_2 의 값이 시간이 경과함에 따라서 일정값에 수렴하는 수렴성여부를 조사하는 것이고, 두 번째로 파라미터가 수렴하였다고 해서 실측값과 예측값이 일치하는 것은 아니다. 따라서 실측값과 예측값 간의 오차가 0에 근접하여야 한다. Fig. 5의 그래프는 일정한 값으로 4개의 파라미터가 각각 잘 수렴하고 있는 것을 보여준다.

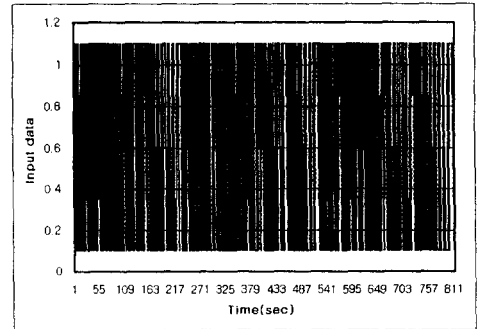


Fig. 4 Input sequence of white noise input using PRBS

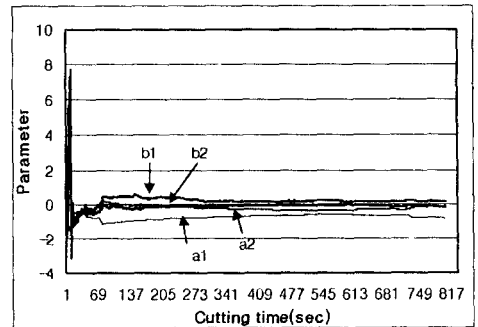


Fig. 5 Parameter estimation of ARMA(2,2) model

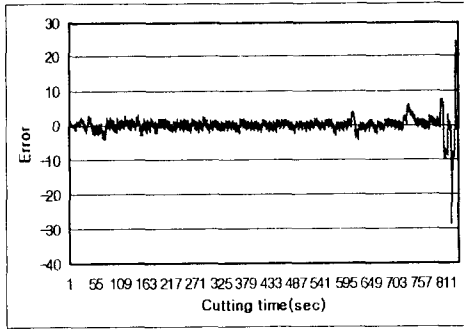


Fig. 6 A posteriori prediction error of ARMA(2,2) model (arithmetic mean = -0.003)

Fig. 6은 실측값과 예측값간의 오차를 나타낸 그래프로 오차의 산술평균이 -0.003으로 적은 값을 나타내므로 파라미터의 추정이 올바르게 되었음을 나타낸다.

따라서 실측치인 절삭저항의 배분력과 예측한 배분력을 Fig. 7에 나타내었다. 그림에서 보는 바와같이 실측치보다 예측치가 2스텝 전에서 다음에 발생할 데이터를 예측하는 것을 관찰할 수 있다. 또한 전체적으로 시측치인 절삭력의 모드와 거의 같은 형태를 나타내고 있다. 그러나 절삭초기의 실측치와 예측치가 큰 값의 차이를 보이나 이것은 초기에 파라미터를 추정하는 과정으로 빠른 속도로 수렴하여 추정해가는 것을 볼 수 있으며, 이때의 수렴속도는 2절의 적응계인값의 선택에 따라서 결정된다. 따라서 큰값을 사용할 경우 수렴속도는 빠라지며, 적은값의 경우는 느려지게된다.

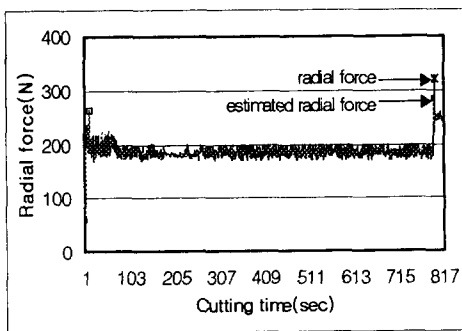


Fig. 7 Comparison of radial cutting force and estimate value

본 연구에서는 적응계인의 초기치로 1000을 사용하였고 시간의 경과에 따라서 갱신하도록 하였다. 그러나 큰값이 수렴속도를 빠르게 하므로 단순히 절삭력 측정에 의한 예측이나 진단에는 장점을 가지나 절삭력을 이용하여 동작기계의 주축을 제어한다든지 혹은 기타 여러 플랜트(plant)의 제어에는 안정성여부에 따라 다소 달라질수 있다.

Table 3은 무상관 테스트(uncorrelation test)를 행한 결과를 나타내는 것으로서 예측치와 예측오차 사이의 상관관계를 이용하여 ARMA(2,2)모델의 타당성을 나타내는 척도로 추정파라미터가 기대치와 일치하는 무편향(unbiased)의 관계 즉, 무상관(uncorrelation)임을 나타낸다. 그러므로 예측치와 예측오차사이의 관계가 무편향이 되면 이 값들의 관계는 무관한 관계가 되며, 이론상으로 완전히 상관 없다면 0의 값을 가지게 된다.

따라서 Table 1과 같이 이론적인 값은 0.0735로 각 차수에서 계산한 무상관 값이 이론치 보다 적어야 하며, 97%의 신뢰도를 나타낸다. 따라서 본 연구에서 설정한 ARMA(2,2)모델의 무상관값은 전체적으로 97%의 신뢰도를 나타내었다.

Table 1 Result of uncorrelation test

(sample:811)

Uncorrelation Value	RN(1)	RN(2)
Theoretical value	$\frac{2.17}{\sqrt{N}} = 0.0735$ (N: sample)	
Test value	0.0112	0.0501

5. 결 론

이상과 같은 실험을 통하여 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

1. ARMA(2,2)모델을 이용하여 공구파손의 예측 및 검출을 하였다.
2. ARMA(2,2)모델의 파라미터들을 PAA를 이용하여, 추정하였으며 4개의 파라미터를 적합성을 검증하였다.

3. 추정파라미터들에 대한 시스템의 신뢰도를 판정한 결과 97%이내를 나타냈다.

참고문헌

1. Tlusty, J. and Andrews, G., 1983, " A Critical Review of Sensors for Unmanned Machining, " Annals of the CIRP, Vol.32, No.2, pp.563~572.
2. Tlusty, J., 1978, " Analysis of the State of Research in Cutting Dynamics, " Annals of the CIRP, Vol.27, No.2, pp.583~589.
3. Pederson, K. B., 1990, " Wear Measurement of Cutting tools by Computer Vision, " Int. J. Mach. Tools Manufact., Vol.30, No.1, pp.131~139.
4. Tlusty, J. and Goel, B. S., 1974, " Measurement of the Dynamic Cutting Force Coefficients, " Proc. 2nd NAMRCC, pp.649~664.
5. Landau, I. D., 1990, System Identification and Control Design, Prentice Hall, New Jersey.