

<논 문>

시스템인식을 이용한 공구파손검출 알고리즘에 관한 연구

사승윤* · 유은이* · 유봉환**

(1996년 12월 17일 접수)

A Study on the Tool Fracture Detection Algorithm Using System Identification

S. Y. Sa, E. Y. Yu and B. H. Ryu

Key Words : System Identification(시스템인식), Parameter Estimation(파라미터추정), Digital Image of Time Series(시계열의 디지털 영상), Observation Data(관측데이터), 「A Posteriori Prediction Error」(사후예측오차)

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, digital image of time series sequence was acquired by taking advantage of optical technique. Mean square error was obtained from it and was available for useful observation data. The parameter was estimated using PAA(parameter adaptation algorithm) from observation data. AR(auto regressive) model was selected for system model and fifth order was decided according to parameter estimation. Uncorrelation test was also carried out to verify convergence of parameter. Through the proceedings, it was found that there was a system stability.

1. 서 론

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 볼 때 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 공구파손검출문제는 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 통째로 현상을 바탕으로 갑작스럽게 발생하기 때문이다.

따라서 절삭작업을 중단시키지 않고 공구의 파손을 감시하는 방법으로는 광학을 이용한 방법, 전기저항 등의 직접적인 측정방법과 절삭력, 주축모터

*회원, 숭실대학교 대학원 기계공학과

**회원, 숭실대학교 기계공학과

의 전류, 음향센서, 진동 등을 이용하여 공구의 상태를 감시하는 간접적인 방법들이 있고, 특히 광학적 방법의 하나로 컴퓨터비전 시스템을 이용한 방법이 시도되었다.⁽¹⁻⁵⁾ 이러한 연구들은 주로 공구의 파손보다는 마모를 검출하는데 주로 이용되었다. 그리고 이러한 연구들은 가공중에 측정하기 보다는 가공후나 가공사이에 측정이 이루어졌으며, 대개의 경우 선삭공정에서 공구의 플랭크면을 관찰하여 정량적인 양을 분석하는 연구들이었다.

본 연구는 광학적 기법을 이용한 비접촉 방법으로서 이미지 프로세싱을 이용한 공구파손의 예측 및 검출에 대한 실험적 연구이다. 본 연구에서는 사용하지 않은 공구의 영상과 파손된 공구의 영상 사이에 평균자승오차를 관측데이터로서 사용하였으며, 이를 시스템인식에 적용하였고, 이러한 예측 및 검출시스템의 신뢰도 및 안정성에 대하여 조사하였다. 그러므로 본 연구의 목적은 다인공구를 사용하는 정면밀링에서 인서트팁의 파손을 검출하는 비접촉식 검출기법을 개발하고 공구교환시기 등을 인지하여 무인화 및 자동화에 대한 방향을 제시하는데 있다.

2. 공구파손검출 시스템인식

영상처리 시스템을 이용하여 공구의 파손을 검출하기 위해서는 처리 시스템의 인식이 필요하다. 영상처리를 이용한 공구파손검출 시스템의 모델은 다음과 같은 AR(auto regressive) 모델로 한다.

$$f_{MSE}(k+1) = -\sum_{i=1}^n a_i f_{MSE}(k) + e_k = \theta^T \phi(k) \quad (1)$$

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

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

$$\phi^T(k) = [-f_{MSE}(k), -f_{MSE}(k+1), \dots, -f_{MSE}(k-n+1)] \quad (3)$$

그리고 $f_{MSE}(k)$ 는 k 스텝(step)에서의 관측 데이터이다. 이때 관측데이터는 영상의 MSE(mean square error)값을 이용하게 되며, 영상의 MSE값은 다음과 같이 정의한다.

$$MSE = \frac{1}{MN} \left\{ \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f_i(x, y) - f_R(x, y)]^2 \right\} \quad (4)$$

여기서 $f_i(x, y)$ 는 입력영상, $f_R(x, y)$ 는 기준영상이며, $M \times N$ 은 영상의 크기를 나타내며, x, y 는 영상에서의 각 픽셀의 좌표를 나타낸다.

따라서 파라미터추정은 식 (5)의 PAA(parameter adaptation algorithm)을 이용하여 추정파라미터 $\hat{\theta}(k+1)$ 을 추정한다.

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + F(k) \phi(k) \varepsilon(k+1) \quad (5)$$

식 (5)에서 적응게인(adaptive gain)인 $F(k+1)$ 을 아래와 같이 게인값을 추정한다.

$$F(k+1) = F(k) - \frac{F(k) \phi(k) \phi(k)^T F(k)}{1 + \phi(k)^T F(k) \phi(k)} \quad (6)$$

또한 사후예측오차(a posteriori prediction error)는 다음과 같다.

$$\varepsilon(k+1) = F(k) - \frac{f_{MSE}(k+1) - \hat{\theta}(k)^T \phi(k)}{1 + \phi(k)^T F(k) \phi(k)} \quad (7)$$

이와 같은 PAA를 이용하여 공구파손 영상의 출력파라미터를 추정할 수 있다.

3. 실험

3.1 실험장치

Fig. 1에서 보는 바와 같이 밀링절삭용 인서트팁(insert tip)의 동영상을 얻기위해 광학테이블 위에 프레임 설치한 후 인서트팁을 장착할 수 있는 공

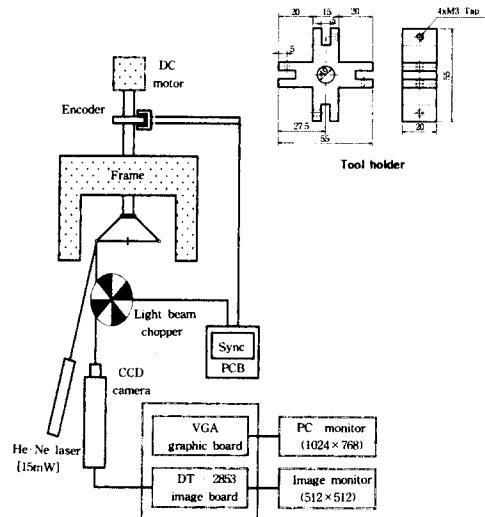


Fig. 1 Geometry for tool holder

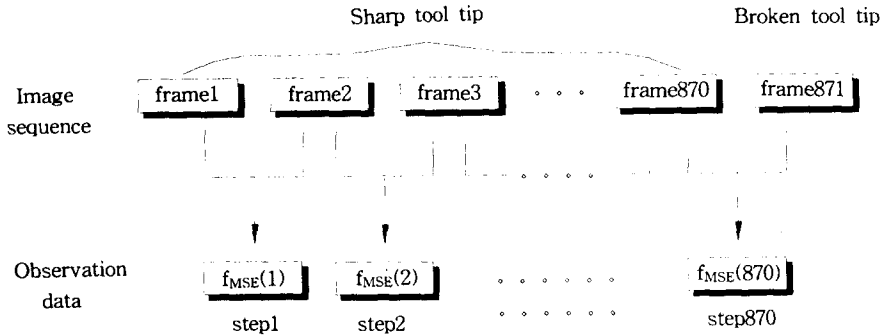


Fig. 2 Calculating process of MSE value from image sequence

구홀더를 제작하여 프레임 상단에 장착하였다.⁽⁶⁾ 공구홀더는 십자형(+)으로 제작하여 90°위상으로 각방향에서 인서트팁을 장착한 후 나사로 고정할 수 있도록 하였다. 이는 모터회전시 균형을 이루어 안정된 회전수로 회전하기 위함이다. 프레임 상단에 고정된 공구홀더의 4개의 인서트팁중 임의의 인서트팁과 동일선상에 CCD카메라를 설치하고, 이와 30° 간격으로 맞추어 He-Ne 레이저(15 mW)를 설치하여 광원으로 사용하였다. 그리고 He-Ne 레이저의 균일한 빔(beam)을 주사하기 위해 He-Ne 레이저 전면에는 있는 렌즈(×10)에 통과시켜 빔을 확대시킨후 공간필터링을 하기 위해 공간필터(spatial filter : 50 μm)를 통과시킴으로써 깨끗한 빔을 인서트팁 표면에 주사할 수 있었다.

또한, 인서트팁을 장착한 공구홀더를 회전시키기 위해 소형 DC모터를 사용하였고, 이 모터에 포토다이오드(photo diode)를 이용하여 만든 엔코더(encoder)를 사용하였고, 모터의 회전수를 읽어들이어 초퍼(chopper)의 모터를 공구홀더의 모터와 같은 회전수로 회전시켜 줌으로써 영상을 동기시킬 수 있도록 제작하였다.

3.2 실험방법

본 연구의 실험은 밀링절삭용 인서트팁의 파손형태를 영상처리기법을 이용하여 검출하기 위해 사용하지 않은 팁과 선정된 조건(cutting speed : 150 m/min, feed : 87 mm/min, depth of cut : 0.2 mm, workpiece : STD11, cutting time : 50 min)에 의해 절삭가공을 행하여 얻은 파손된 팁으로 2가지 유형의 인서트팁을 선정하였다. 이들 절삭조건하에서 얻어진 인서트팁의 파손형태를 3.1절에서 구성한 시스템을 이용하여 영상을 획득하게 된다. 광학

테이블상에 설치한 프레임에 부착된 공구홀더에 사용하지 않은 인서트팁 3개와 파손된 인서트팁 1개를 끼운 후 600 rpm으로 회전시켜 870프레임(frame)의 영상을 받아들인다. 그리고 마지막 871번째의 영상은 파손된 공구의 영상을 획득한다. 또한 이들 각 프레임간의 MSE값을 계산하여 관측데이터로 사용하며, 영상간의 MSE계산순서를 Fig. 2에 나타내었다. 따라서 마지막 871번째의 영상은 파손된 팁으로 인식해야 한다는 가정하에서 PAA를 이용하여 공구파손을 검출할 수 있는 예측시스템을 만들고자 한다.

4. 실험결과 및 고찰

Fig. 3은 영상의 MSE값을 나타낸 그래프로써 이때의 MSE값은 t초와 t+1초때의 두 영상에 대하여 계산된 값이다. 이러한 영상들을 하나의 시계열 데이터로 간주하여 1스텝부터 869스텝까지는 파손되지 않은 공구의 영상간의 MSE값이다. 870스텝

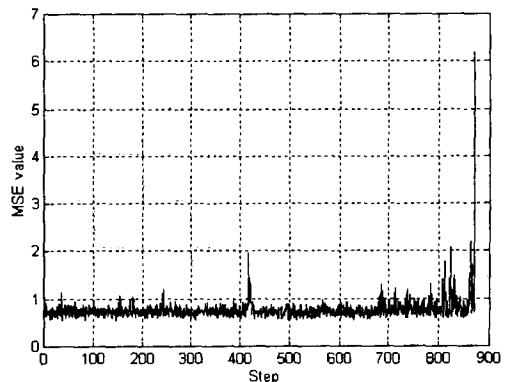


Fig. 3 Observation data (MSE value)

에서는 871번째의 파손된 공구의 영상과 870번째의 파손되지 않은 공구의 영상과의 MSE값으로서 그 값이 크게 나타나 있다. 또한 영상을 870번 획득하는 이유는 파라미터 추정을 위하여 충분한 양의 데이터를 얻기위함이다.

Fig. 4와 Fig. 5는 870과 871번째에서 획득한 파손되지 않은 공구의 영상과 파손된 공구의 영상을 나타낸다.

이러한 관측데이터로부터 2장에서 논의된 PAA를 이용하여 파라미터를 추정하게 되는데, 이때 파라미터의 차수를 결정한다. 이를 위하여 두가지 방법으로 검토하였다.

첫번째는 Fig. 6에서 보는 바와 같이 1스텝과 2, 3, 4, 5, 6, 7스텝에 대해 지속적으로 데이터간의 상관계수를 구하였다. 이때 나타난 상관계수는 전체적으로 낮은 값을 나타내고 있음을 알 수 있으며, 특히 5스텝 이후의 상관계수는 그 수치가 적으므로 현재의 출력치에 대해 6스텝과 7스텝에서의 출력의 영향이 적게 작용한다고 볼 수 있다.



Fig. 4 Sharp tool tip

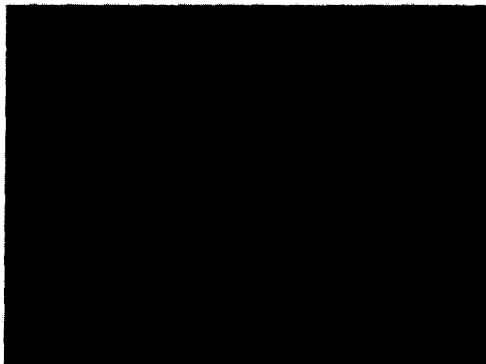
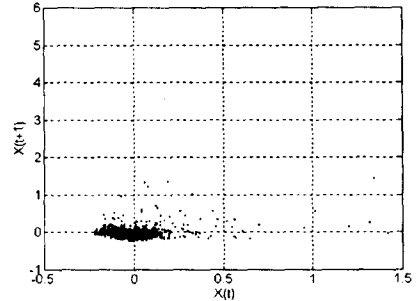
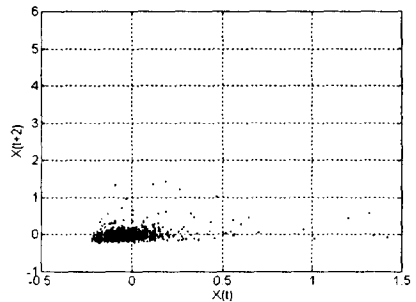


Fig. 5 Broken tool tip

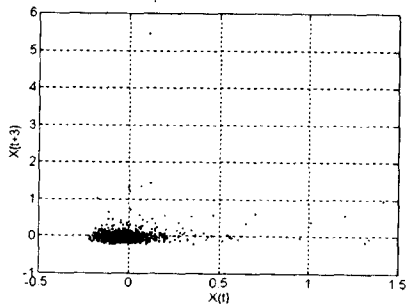
그리고 두번째의 경우는 추정파라미터의 차수를 임의로 정하고 계산한다. 이 때 그 값이 0에 근접하는 파라미터들은 현재의 출력에 그 만큼 영향이



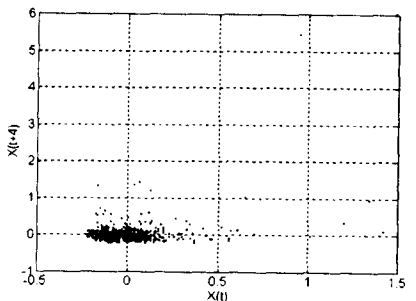
(a) X_t vs. X_{t+1} (0.358)



(b) X_t vs. X_{t+2} (0.178)

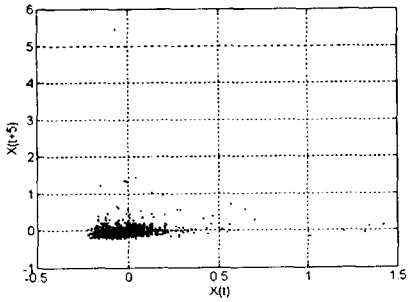


(c) X_t vs. X_{t+3} (0.119)

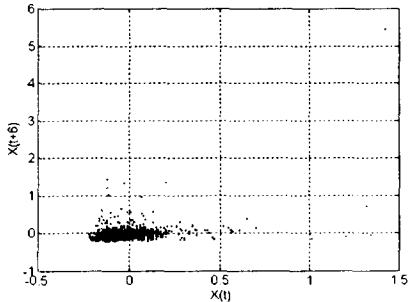


(d) X_t vs. X_{t+4} (0.214)

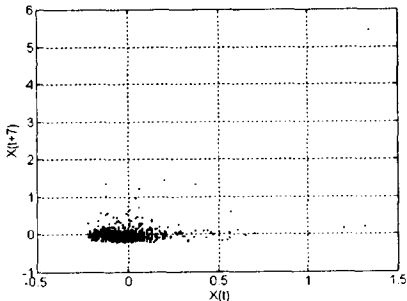
Fig.6 Continued



(e) X_t vs. $X_{t-5}(0.101)$



(f) X_t vs. $X_{t+6}(0.037)$



(g) X_t vs. $X_{t+7}(0.011)$

Fig. 6 Plot of correlation of observation data

적다고 판단되므로 무시할 수 있다. 따라서 Fig. 7은 파라미터의 차수를 7차로 정하였을 때의 계수를 추정한 그래프이다. 이때 그림에서 파라미터들은 일정 값으로 수렴하고 있음을 알 수 있다. 이들 파라미터들 중에서 0에 가까운 값을 갖는 파라미터들을 무시하면 5차의 모델로 정할 수 있다. 그리고 PAA를 이용한 식 (2)에서 7차의 AR(7) 모델의 파라미터추정이 정확한가를 알아보기 위하여 오차의 산술평균과 오차의 누적평균을 계산해 보았다. 이는 Fig. 8에서 -0.002 의 산술평균과 Fig. 9에서는 누적평균이 0으로 수렴하는 것을 살펴 볼 수 있다. Fig. 10은 본 연구에서 선정된 5차의 AR(5) 모

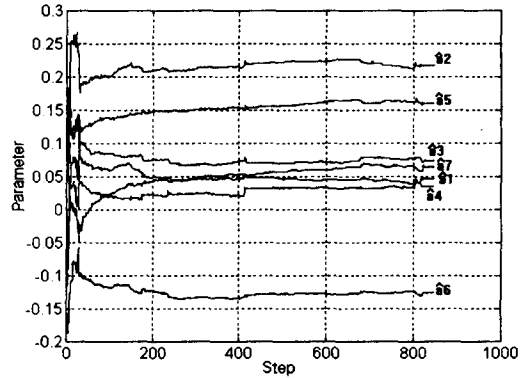


Fig. 7 Parameter estimation of AR(7) model

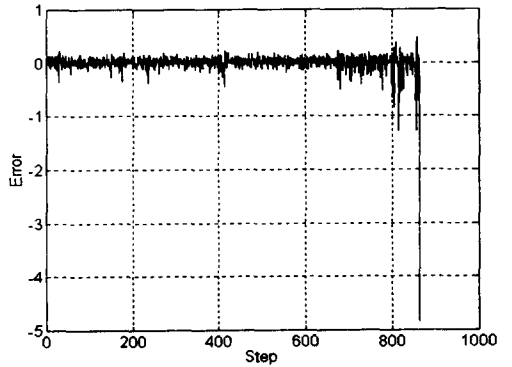


Fig. 8 *A posteriori* prediction error of AR(7) model (arithmetic mean = -0.002)

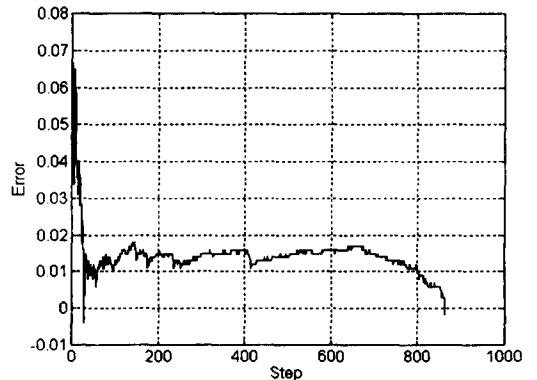


Fig. 9 Cumulative mean of *a posteriori* prediction error for AR(7) model

델의 추정파라미터를 나타낸 것이다.

이 경우에도 5개의 파라미터가 일정 값으로 수렴하는 것을 직관적으로 알 수 있다. 그리고 Fig. 11에서 사후예측(*a posteriori* prediction) 오차의 산

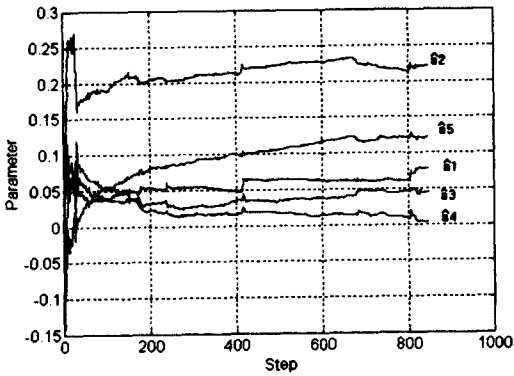


Fig. 10 Parameter estimation of AR(5) model

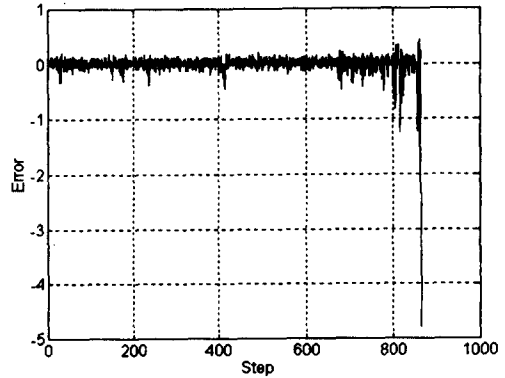


Fig. 11 A posteriori prediction error of AR(5) model (arithmetic mean = -0.0026)

슬평균이 -0.0026으로서 적은 값으로 나타나며, 800스텝이후의 사후예측 오차가 크게 변화하는 것을 살펴 볼 수 있다. 이것은 870스텝에서의 관측데이터가 파손된 공구의 영상과 파손되지 않은 공구의 영상에 대한 MSE값으로서 큰 값을 나타내기 때문에 파라미터 추정시 예측치와 관측치사이의 오차가 증가한 것으로 볼 수 있다. 따라서 사후예측 오차가 증가한 스텝에서 공구가 파손되었다는 것을 알 수 있다.

Fig. 12는 AR(5)모델의 사후예측오차의 누적평균을 나타낸 것으로서 오차값이 0에 가까워지는 것을 알 수 있으며, AR(5)모델의 파라미터 추정이 잘 되었다고 볼 수 있다.

Table 1은 무상관 테스트(uncorrelation test)를 행한 결과를 나타내는 것으로서 예측치와 예측오차 사이의 상관관계를 이용하여 AR(5)모델의 타당성을 나타내는 척도로 추정파라미터가 기대치와 일치하는 무편향(unbiased)의 관계, 즉 무상관(uncorrelation)임을 나타낸다. 그러므로 예측치와 예측오차 사이의 관계가 무편향이 되면 이 값들의 관계는 무관한 관계가 되며, 이론상으로 완전히 상관없다면 0의 값을 가지게 된다.

따라서 Table 1과 같이 이론적인 값은 0.0735로

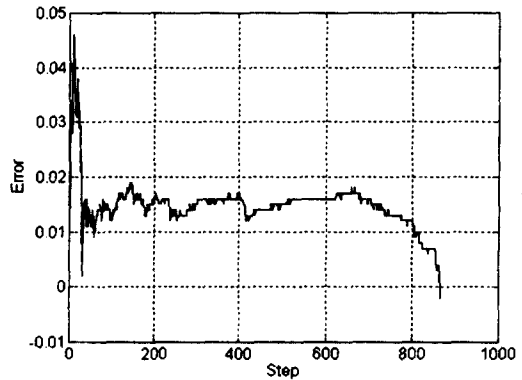


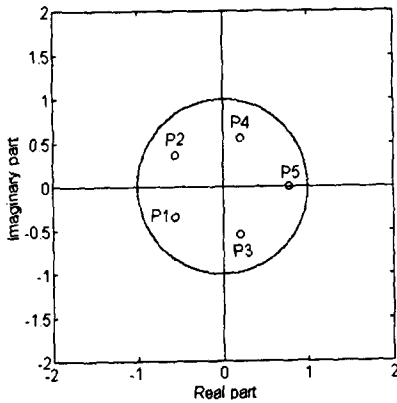
Fig. 12 Cumulative mean of a posteriori prediction error for AR(5) model

각 차수에서 구한 무상관 값이 이론치보다 적어야 하며, 97%의 신뢰도를 나타낸다. 따라서 본 연구에서 설정한 AR(5) 모델의 무상관값은 전체적으로 97%의 신뢰도를 나타내었다.

Fig. 13은 공구파손검출 시스템의 안정도를 나타내는 것으로, 5개의 파라미터로 만들어진 유리함수의 분모항의 근을 함께 나타내었다. AR(5)의 모델을 이용하였으므로 5개의 폴(pole)을 구할 수 있었다. 그리고 5개의 폴을 그래프에 나타내었

Table 1 Result of uncorrelation test (sample:870)

Uncorrelation Value	RN(1)	RN(2)	RN(3)	RN(4)	RN(5)
Theoretical value	$\frac{2.17}{\sqrt{N}} = 0.0735 (N : \text{sample})$				
Test value	0.0112	0.0501	0.0154	0.0203	0.0649



$$\begin{aligned}
 P_1 &= -0.548036 - 0.357895i \\
 P_2 &= -0.548036 + 0.357895i \\
 P_3 &= 0.202602 - 0.55398i \\
 P_4 &= 0.202602 + 0.55398i \\
 P_5 &= 0.784869
 \end{aligned}$$

Fig. 13 Plot of poles

고, 모델의 수렴영역은 최외곽 포올 P_5 가 단위원을 포함하며, 0.784869보다 큰 쪽으로 정하여 지므로 안정하다고 할 수 있겠다.

5. 결 론

이상과 같은 실험을 통하여 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

- (1) AR(5)모델을 이용하여 공구파손을 검출할 수 있었다.
- (2) AR(5)모델의 파라미터들을 PAA를 이용하여 추정하였으며, 5개의 파라미터를 선정함이 적합함을 알 수 있었다.
- (3) 파라미터추정에 대한 시스템의 신뢰도를 판

정한 결과 97% 이내를 나타냈다.

(4) 시스템의 안정성을 나타내기 위하여 각 파라미터들에 대한 포올값을 구하였으며, 수렴영역을 조사한 결과 안정함을 알 수 있었다.

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) Giusti, F. and Santoch, H., 1979, "Development of a Fiber Optic Sensor for In-process Measurement of Tool Wear," *Proc. of 20th M. T. D. R. Conf.*, pp. 351~360.
- (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) Yamashina, H., Okumura, S. and Kumamoto, H., 1990, "Automatic Detection of Wear and Chipping of Cutting Tools by Image Processing Techniques," *Int. J. Prod. Res.*, Vol. 28, No. 4, pp. 647~660.
- (5) 송준엽, 박화영, Sawai, N., 1993, "선삭용 자동 공구수명 실험시스템 개발," 대한기계학회논문집, 제17권, 제3호, pp. 605~612.
- (6) 최영규, 유봉환, 1995, "다인공구의 파손검출에 관한 연구," 한국정밀공학회논문집, 제12권, 제4호, pp. 67~77.
- (7) Gonzalez, R. and Wood, R., 1992, *Digital Image Processing*, Addison Wesley.
- (8) Landau, I. D., 1990, *System Identification and Control Design*, Prentice Hall.