

드릴링시 가공이상상태의 온라인 검출에 관한 연구

신형곤*, 박문수, 김민호(전북대 대학원), 김태영(전북대 기계공학부, 자동차신기술 연구소)

A Study on The On-line Detection of the Abnormal State in Drilling.

H.G. Shin*, M.S. Park, M.H. Kim(Graduate School, Chonbuk Nat'l Univ.), T.Y. Kim(Chonbuk Nat'l Univ.)

ABSTRACT

Monitoring of the drill wear and hole quality change is conducted during the drilling process. Cutting force measured by tool dynamometer is a evident feature estimating abnormal state of drilling. One major difficulty in using tool dynamometer is that the work piece must be mounted on the dynamometer, and thus the machining process is disturbed and discontinuous. Acoustic transducer do not disturb the normal machining process, and provide a relatively easy way to monitor a machining process for industrial application. For this advantage, AE signal is used to estimate the abnormal state. In this study vision system is used to detect flank wear tendency and hole quality, there are many formal factors in hole quality decision circularity, cylindricity, straightness, and so on, but these are difficult to measure in on-line monitoring. The movement of hole center and increasement of hole diameter is presented to determine hole quality.

As the results of this experiment, AE RMS signal and measurements by vision system are shown the similar tendency as abnormal state of drilling. And detection of the abnormal states using BPNNs was achieved 96.4% reliability.

Key Words : Drill wear(드릴마모), Backpropagation neural networks(오류역전파 신경회로망)

1. 서론

종래의 구멍가공은 높은 치수정밀도를 필요로 하지 않는 가공이 대부분이었고, 따라서 기술적인 진보는 다소 부진하였다고 생각된다. 그러나 다품종 소량생산의 효율화 및 자동화 등의 요구가 증대되고, 기계가공에 있어서도 경험자의 경험이나 숙련도보다 제어된 가공방법으로 가공하여 예측 가능한 가공성 및 효율성의 보장이 필요하게 되었다. 이에 따라 공구의 상태와 가공물의 상태를 측정하여 제공하는 일련의 정보처리 과정을 확립하려는 시도가 활발하게 진행되고 있으며, 제조과정의 자동화에 있어서도 중요한 부분으로 강조된다.

구멍가공 중 드릴가공은 전반적인 가공과정들 중에서 가장 많이 사용되는 과정이고, 공구와 가공상태에 대한 정보획득에도 관심이 많아지고 있다.

가공이 마무리된 구멍의 상태판정은 드릴 작업을 제어하는 또 다른 인자이며, 드릴날의 파손이 생

기 전에 기준이하의 구멍상태를 가진 제품 생산을 막고 드릴작업을 제어하여 초기에 적응성 있는 결정을 내리는데 도움을 준다. 과거에는 드릴링 구멍의 상태를 전체과정이 끝난 이후에 검사하였으나 만약 일련의 작업 중 오차가 발생할 경우 큰 손실을 가져올 수 있다. 오차가 발생하기 시작한 구멍이 가공된 순간에 결정을 발견한다면 다음에 가공될 구멍의 오차를 줄이거나 그 가공물을 교체할 수 있으며, 이를 통해 그 부분에 대한 재가공의 시간과 비용을 절감할 수 있을 것이다. 이를 통제하는 방법으로는 off-line 방법과 on-line 방법이 있다.

On-line 모니터링 시스템은 가공을 멈추지 않는 것을 기본으로 하고, 제어장치는 상품의 멈춤이 없이 가공과정을 안전하게 조정할 수 있으며, 이러한 기본조건 때문에 off-line 통제가 이용되는 정보와는 다른 입력신호를 사용하게 된다.

일반적으로 드릴가공시 thrust를 검출하는데 사용되는 공구동력계의 경우 가공상태를 판정할 수 있는

가장 신뢰할 수 있는 정보를 보여주지만, 가공물을 반드시 공구동력계 위에 올려놓아야 한다는 점에서 실제 산업현장에서 적용하기에는 실용적이지 못하다. AE (Acoustic Emission) 신호는 가공과정 중에 재료의 변형에 의해 방출되는 과도 탄성에너지이며, 그 주파수의 내용은 공작기계의 동적 거동에 의한 주파수 영역보다 크기 때문에 절삭과정을 표현할 수 있다. 또한 비용이 비교적 저렴하고, 일반적인 절삭 작업에 방해가 되지 않도록 설치가 가능하여 신뢰성이 확보된다면 절삭력 정보를 대체할 수 있는 입력 정보가 될 것이다.

한편 드릴날의 마모상태에 대한 정보도 on-line 모니터링의 대상이며, 공구현미경을 통한 마모의 측정이 가장 신뢰할 수 있는 정보이나 측정을 위해서는 드릴을 칩에서 분리해야 하므로 on-line 상에서 적용이 불가능하다. 본 논문에서는 CCD 카메라로 촬영한 영상에서의 마모면적을 드릴날의 마모상태를 감시하는 정보로 도입하였다. 구멍의 상태를 표현하는 기준으로, 직진도, 수직도, 진원도, 원통도 등 여러 가지가 있으나, on-line 상에서 적용 가능한 정보로서 구멍의 CCD영상을 통해 가공된 구멍의 직경변화, 관통된 구멍의 상면과 하면에서의 구멍중심의 이동 정도의 두 가지 요소를 온라인 상에서 구멍의 상태를 표현하는 기준으로 선택하였다. 이상의 감시 정보는 각각 드릴의 마모상태, 절삭소음, 구멍의 한정적 정확도 등, 가공상태의 일부분만을 단편적으로 나타내는 지표일 뿐이므로, 가공전반에 대한 판단방법이 필요하여 신경회로망을 도입하였다. AE 신호와 컴퓨터 영상처리를 통해서 추출된 패턴을 종합 분석하고, 가공의 이상상태를 최종 결정하기 위해 감시 정보를 신경회로망의 입력패턴으로 이용하였다.

신경 회로망의 학습을 효과적으로 수행하기 위한 학습규칙으로 오류 역전파(backpropagation) 학습규칙을 사용하였다. 본 연구에서는 2개의 은닉층을 가지도록 신경 회로망을 모델링하였다. 이렇게 구축된 신경회로망에 각 센서에서 나오는 신호를 종합 분석하면 가공 중 이상상태를 효과적 판단할 수 있는지를 알아보려고 한다.

2. 실험장치 및 방법

2.1 시험편 및 사용공구

본 실험에서 사용한 재료는 일반구조용 압연강재인 SS41이다. 시험편의 화학적 성분 및 기계적 성질은 Table 1과 Table 2에 나타내었다.

시험편은 각각 200×130×15mm의 규격이 되도록 마련하였으며, face milling cutter로 단계 절삭하여 최대한 가공경화의 영향이 없도록 하였다. 본 가공

에 앞서 직경 3mm 센터드릴을 이용하여 0.6mm 깊이로 센터 드릴링하였으며, 가공구멍의 위치는 이웃하는 구멍의 가공에 의한 영향을 받지 않도록 8mm의 간격을 두어 하나의 시험편 당 90회 가공을 하였다. 실험에 사용한 드릴은 ϕ 3, 4, 5, 6인 고속도강 드릴이다.

Table 1 Chemical compositions of workpiece(wt.%)

Comparisons	C	Si	Mn	P	S
SS41	0.2	0.21	0.78	0.032	0.029

Table 2 Mechanical properties of workpiece

Properties	Yield strength (kg/mm ²)	Tensile strength (kg/mm ²)	Elongation (%)	Hardness (Hv)
SS41	28.84	40.76	28.26	177

2.2 실험방법

본 드릴가공에는 주축의 이송량 및 절삭깊이를 정확하고 정밀하게 변화시킬 수 있는 CNC milling machine을 사용하였다. 테이블에 공구동력계를 체결하고, 그 위의 jig에 시험편을 고정하여 드릴 가공하였다. 드릴 가공시 발생하는 절삭력의 측정은 압전형 공구동력계(Kistler, 9271A)를 사용하였으며, 공구동력계로부터 미소 전류를 증폭하기 위하여 Charge amplifier(Kistler, 5017A)를 사용하였다. Amplifier에서 증폭된 아날로그 신호는 A/D converter를 통해 얻어진 정량화된 데이터의 결과로 변환하여, computer에 저장 분석하였다.

드릴링시 발생하는 AE 신호를 획득하고 분석하기 위하여 AE 시스템 (Mistras 2001)을 사용하였다. 센서에서 나온 AE신호는 증폭기에서 plug-in filter를 사용하여 소음을 제거한 후 40dB로 증폭하여 AE 시스템에서 100-1200kHz의 필터를 통과한 후 시스템의 신호처리를 위해 A/D converter에서 디지털화되어 software로 입력되어 AE RMS값을 구하였다.

드릴의 마모영상과 구멍의 영상은 프레임 그라버(frame grabber)에 의해 256 밝기 등급으로 컴퓨터에 저장되며 이 영상을 컴퓨터에서 분석하였다. 플랭크 마모의 영상과 구멍의 입/출구 영상을 획득하고, 면적을 계산한 후 AE RMS, 구멍정확도, 공구마모의 인자를 인공지능망 프로그램에 대입하여 가공의 이상상태를 판정하였다. Fig. 1은 실험장치의 배치를 나타낸다.

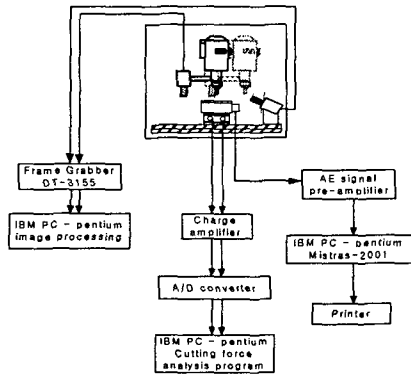


Fig. 1 Block diagram of the data acquisition system

드릴의 마모량 측정과 구멍의 측정을 위해 2대의 CCD 카메라를 사용하였다. 일단의 드릴작업 후 주축의 회전이 멈추고 미리 설정된 CCD 카메라의 초점위치로 밀링머신 헤드를 이동시키면 한대의 카메라는 가공된 구멍의 입구영상을 획득하고, 다른 한대의 카메라는 드릴의 플랭크부분 영상을 획득한 후 다시 헤드를 z축 방향으로 이동시켜 구멍의 출구 영상을 획득하도록 하였다. 마모와 구멍의 영상은 CCD카메라를 통해 프레임 그래버(DT-3155)에 의해 256 level로 컴퓨터에 저장된다.

이 영상을 이용하여 플랭크의 마모 영상을 획득하고, 마모 면적을 계산할 수 있는 시스템에 입력한다. 구멍의 입구 영상 또한 같은 방법으로 면적계산 시스템으로 입력된다. 이후 원영상의 잡음을 제거하고, 필터링 기법을 적용하여 최적의 이미지로 만든 뒤, threshold한 후 얻어진 영상을 흑과 백의 이치화 작업을 수행한 후 플랭크 마모면적과 구멍의 품질데이터를 구하였다.

구멍의 품질(quality)을 나타내는 기준으로 진원도, 원통도, 수직도, 직진도 등이 있으나, 가공 중에 가공물을 베드에서 분리하지 않고 측정할 수 있는 기준으로서 본 실험에서는 두 가지의 측정값을 제시하였는데, 구멍중심의 위치가 구멍입구(C_{x1} , C_{y1})에서와 출구(C_{x2} , C_{y2})에서 이동한 거리(E_{mov})와 구멍의 지름이 확대되는 정도(ΔD)로 구하였다.

$$E_{mov} = \sqrt{(C_{x1} - C_{x2})^2 + (C_{y1} - C_{y2})^2} \quad \text{--- (1-1)}$$

$$\Delta D = D_{hole} - D_{drill} \quad \text{--- (1-2)}$$

Fig. 2는 두 가지 측정인자를 나타낸 것이다. 지금까지의 실험 결과를 토대로 영상처리를 통해 얻어진 영상에서의 플랭크 마모면적과 ΔD , E_{mov} , AE RMS값과 주축회전수, 이송량을 입력으로 하고, 가

공의 이상상태를 판단할 수 있는 인자를 출력으로 하는 오류 역전파 신경회로망을 구축하여, 가공상태의 이상여부를 판정하였다.

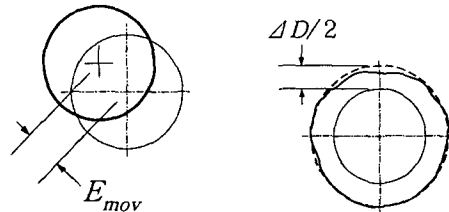


Fig. 2 Hole quality features

3. 실험결과 및 고찰

3.1 드릴가공시 AE신호를 통한 절삭특성 분석

Fig. 3은 드릴직경 $d=5\text{mm}$ 인 공구가 마멸될 때까지 주축회전수 $N=1200\text{rpm}$, 이송량 $f=0.08, 0.12, 0.16\text{mm/rev}$, 가공 깊이 $h=15\text{mm}$ 의 일정한 절삭조건으로 가공구멍수에 대해서 순차적으로 가공하였을 때 나타나는 드릴의 thrust를 나타내었다. $f=0.08\text{mm/rev}$ 인 경우에는 가공구멍수 $n=900$ 회 부근에서 갑자기 증가하며 공구가 파괴되었다. 그림으로부터 이송이 증가할수록 공구가 더 빨리 마모됨을 알 수 있으며, 가공이 진행될 수록 thrust가 증가하는데, 이것은 고속도강 드릴의 내열성이 나쁘고, 시험편과의 마찰열과 그로 인한 시험편의 경화 현상으로 마멸의 전진이 증대되기 때문이다.

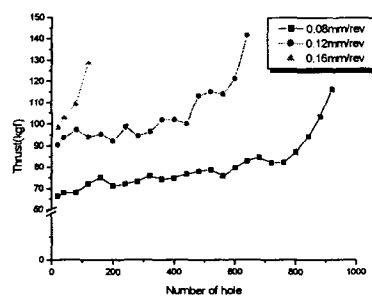


Fig. 3 Effect of feed on thrust ($N=1200\text{rpm}$)

Fig. 4는 직경 $d=5\text{mm}$ 인 드릴로 절삭조건 $N=1200\text{rpm}$, $f=0.08\text{mm/rev}$ 으로 가공할 때 가공구멍수가 증가함에 따른 thrust와 AE RMS값의 변화를 비교한 것으로, AE RMS값의 변화가 thrust의 변화와 유사한 경향을 나타내는 것을 볼 수 있다.

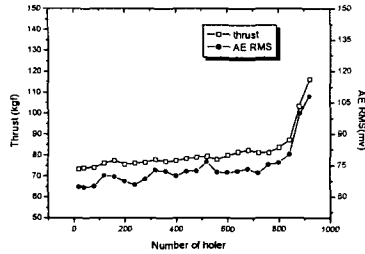


Fig. 4 Comparison of thrust and AE RMS(N=1200rpm, f=0.08mm/rev)

3-2. 영상처리를 이용한 분석

Fig. 5는 CCD 카메라를 이용하여 획득한 드릴구멍의 입구 영상을 2진 영상으로 만들어 낸 모습이다.

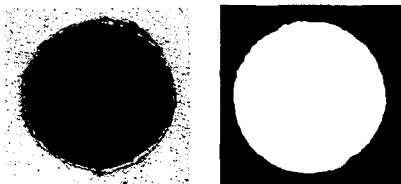


Fig. 5 Images drilled hole entrance

Fig. 6은 CCD 카메라로 구멍입구의 이미지를 취하여 계산한 지름의 값과 surface profile projector (Mitutoyo PJ3005)에서 측정된 지름값을 비교한 그림이다. Projector에서 측정시에는 출구의 버를 제거하여 측정하였고, CCD 영상에서 계산된 값보다 신뢰할 수 있는 측정치를 얻을 수 있었는데, 그림과 같이 전체적으로 비전에서 측정된 값이 보다 작았으나, 지름값의 변화 경향이 유사함을 알 수 있다.

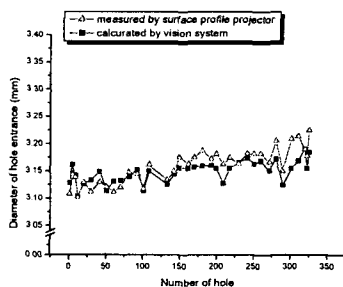


Fig. 6 Comparison of hole diameter measurement between using vision and surface profile projector (d=3mm N=1200rpm, f=0.08mm/rev)

Fig. 7은 지름의 확대량을 공구의 지름에 따라 나타낸 것이다. 전체적으로 지름의 확대정도가 거칠게

변화하고 있으며, d=3mm에서는 그 확대정도가 가공횟수에 따라 명확하게 증가함을 알 수 있었지만, d=4mm, d=5mm에서는 확대정도의 변화 경향이나 마모의 영향이 아주 작았다. d=3mm인 경우 공구자체의 강성이 다른 드릴의 그것보다 확연히 작아 잘 휘어지는데 그 원인이 있는 것으로 보인다.

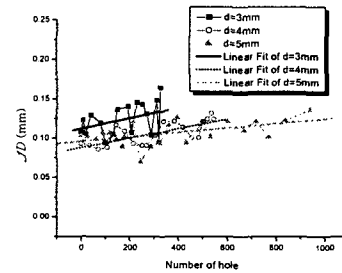


Fig. 7 Effect of tool diameter in increment of diameter of hole entrance (N=1200rpm, f=0.08)

Fig. 8은 입구와 출구에서의 중심 이동치 변화를 나타낸 것이다. 지름확대량에 비하여 공구지름에 따른 영향은 전혀 보이지 않으며, 다만 가공횟수가 증가할수록 중심이동정도가 커지는 것을 알 수 있다. 이상의 사실에서 CCD 카메라 영상을 이용하여 획득한 영상으로 구멍입구와 출구에서의 중심이동정도를 나타낸 값이 3/100 mm 정도의 차이를 보이거나 구멍의 품질을 나타내는 정보로서 유용함을 확인할 수 있었으며, 드릴의 플랭크 마모에 따라 구멍중심의 이동정도가 비례하여 증가함을 알 수 있었다. 두 가지 구멍품질 인자에 대하여 드릴지름의 영향은 거의 없으나, 지름이 작은 d=3mm 드릴의 경우 강성이 큰 다른 드릴에 비하여 구멍의 이동정도가 큰 것을 확인하였다.

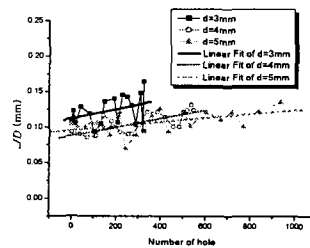


Fig. 8 Effect of tool diameter in movement of hole center (N=1200rpm, f=0.08mm/rev)

3-3. 신경회로망에 의한 가공이상상태 판정

본 연구에서는 AE RMS 값과 컴퓨터 영상처리 시스템을 이용한 비전 마모 면적을 신경회로망에 입력하여 공구파손 또는 구멍오차를 감시하는 기법을

시도하였다. AE RMS, spindle speed, feed 인자와 영상처리 시스템을 이용하여 구한 마모 면적, Emov, ΔD 를 입력으로 하는 오류 역전파(backpropagation) 신경회로망을 사용하였다. 구멍의 이상상태는 $V_b=0.3\text{mm}$ 에 이르는 마모나, $\Delta D = 0.2\text{mm}$ 이상의 오차, 또는 $Emov = 0.1\text{mm}$ 이상의 오차이다.

학습과정이 진행됨에 따라 학습 오차가 수렴되어 가는 과정을 Fig. 9에 나타내었다. 신경회로망의 반복 학습을 12번까지 수행하였을 때 학습 오차의 변화량이 급격히 줄어들다가 반복 횟수가 증가함에 따라 점진적으로 감소하여 수렴해 가는 것을 알 수 있다. 본 연구에서 구현한 신경회로망은 270번까지 반복 학습시킴에 따라 오차가 0.0005까지 줄어들음을 알 수 있었고, 학습 패턴을 입력으로 제시하여 출력 패턴을 조사한 결과 학습이 성공적임을 알 수 있었다.

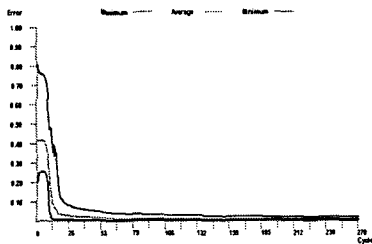


Fig. 9 Convergence of learning error versus number of iterations in the training process

Fig. 10은 오류 역전파 신경회로망을 이용한 결과를 나타내고 있다. 그래프에서 보는 것처럼 정상상태일 때는 약간 증가하면서, 구멍 형상에서의 오차는 발생하지 않았으나 공구가 갑자기 파괴되는 상황을 입력한 것으로, 공구 파괴부근에서 1 근처로 튀어 오르는 값을 가지며 명확한 가공불능상태임을 알려주었다. 이것은 학습 과정을 거친 신경회로망이 정확한 신호 패턴 분류를 할 수 있음을 알려준다.

이상의 결과에서 보는 바와 같이 신경회로망은 공구의 상태를 감시하는데 있어서 매우 유용하게 쓰일 수 있다.

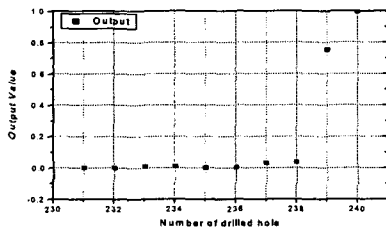


Fig. 10 Output data of neural network vs number of drilled hole

4. 결론

본 연구에서는 SS41 열연강판의 드릴링에서 발생하는 AE RMS 값을 정량적으로 측정하였으며, 컴퓨터 영상처리 시스템을 이용하여 공구마모와 구멍 지름의 확장, 구멍중심의 변동치를 측정하였다. 이들 정보를 입력으로 하는 신경회로망을 통해 가공의 이상상태를 검출하는 시스템을 구축하였다. 이번 연구를 통하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

1) 가공구멍의 영상을 획득하여 영상처리 하였으며, 그 품질에 대한 지표로서 Emov 와 ΔD 를 도입하였다. 공구수명의 초기와 말기에서 ΔD 의 정도가 큰 것을 확인하였으나, 공구마모와의 뚜렷한 연관을 확인할 수 없었다.

2) AE RMS, 드릴마모면적, ΔD , Emov, 주축 회전수, 이송 등을 입력으로 하는 오류 역전파 신경회로망을 구성하였으며, 이를 이용한 결과가 1에 가까운 값들을 출력함으로써 간접적으로 가공 상태를 감시하기에 충분하였다.

3) AE RMS 신호와 컴퓨터 영상처리 시스템을 통해 구한 영상을 입력으로 하는 오류 역전파 신경회로망은 생산 현장에서 자동화, 무인화에 실제적인 적용 가능성이 있음을 보여주었다.

후기

본 연구는 전북대학교 자동차 신기술 연구소 지원에 의하여 수행되었으며 이에 감사드립니다.

참고문헌

1. Govekar E. and Grabec, I., "Self-Organizing Neural Network Application to Drill Wear Classification," ASME Journal of Engineering For Industry, Vol. 116, May 1994, pp. 233-238.
2. Sandeep S. Jaiswal "Prediction of Tool wear using Neural Networks", The University of Alabama in Huntsville, 1999.
3. J. Mou, "A Method of Using Neural networks and Inverse Kinematics for machine Tools Error Estimation and Correction", ASME Journal of manufacturing Science and Engineering, Vol.119, pp.247-254, 1997.
4. Lim. K.Y. "A Study on Cutting Tool Damage Detection using Neural Network and Cutting Force Signal", Chonbuk National University, 1997.