

드릴 가공된 구멍의 상태 검출에 관한 연구

신형곤*, 김태영⁺

(논문접수일 2003. 2. 14, 심사완료일 2003. 4. 7)

A Study on the Detection of the Drilled Hole State in Drilling

Hyung-Gon Shin*, Tae-Young Kim⁺

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.

Key Words : Flank Wear(플랭크 마멸), Circularity(진원도), Cylindricity(원통도), Straightness(직진도), Backpropagation Neural Networks(오류역전파 신경회로망), Abnormal State of Drilling(드릴의 이상상태)

1. 서론

구멍가공 중 드릴가공은 주로 볼트나 리벳들과 같은 조립장치, 탭핑, 보링, 리밍된 구멍을 생성하기 위해 사전작업으로 이용되며, 일반적인 구멍가공 중에서 가장 많이 사용

되는 과정이고 생산성 향상을 위해 자동화가 진행되고 있으며 공구와 가공상태에 대한 정보획득에도 관심이 많아지고 있다. 종래의 구멍가공은 높은 치수정밀도를 필요로 하지 않았기 때문에 기술적인 발전은 다소 부진하였다고 생각된다. 그러나 다품종 소량생산의 효율화 및 자동화 등의

* 주저자, 전북대학교 기계공학부 강사 (vmission@hosanna.net)
561-756 전북 전주시 덕진구 덕진동 1가 664-14

+ 전북대학교 기계공학부

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 일련의정보 처리 과정을 확립하려는 시도가 활발하게 진행되고 있으며,⁽¹⁾ 제조과정의 자동화에 있어서도 중요한 부분으로 강조되고 있다.

한편, 가공이 마무리된 구멍의 상태판정은 드릴 작업을 제어하는 또 다른 인자이며, 드릴날의 파손이 생기기 전에 기준이하의 구멍상태를 가진 제품 생산을 막고 드릴작업을 제어하여 가공초기에 완성품에 대한 신뢰여부의 결정을 내리는 데 도움을 준다. 과거에는 드릴링 구멍의 상태를 전체 과정이 끝난 이후에 검사하였으나 만약 일련의 작업 중 오차가 발생할 경우 큰 손실을 가져온다. 오차가 발생하기 시작한 구멍을 가공된 순간에 발견한다면 다음에 가공될 구멍의 오차를 줄이거나 그 가공물을 교체할 수 있으며, 이를 통해 그 부분에 대한 재가공의 시간과 비용을 절감할 수 있을 것이다.

일반적으로 드릴가공시 배분력(thrust force)을 검출하는데 사용되는 공구동력계의 경우 가공상태를 판정할 수 있는 가장 신뢰할 수 있는 정보를 제공하지만 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 절삭작업에 방해가 되지 않도록 설치가 가능하여 신뢰성이 확보된다면 절삭력 정보를 대체할 수 있는 입력정보가 될 것이다.^(2,3)

한편 드릴날의 마멸상태에 대한 정보도 온라인 모니터링의 대상이며, 공구현미경을 통한 마멸의 측정이 가장 신뢰할 수 있는 정보이나 측정을 위해서는 드릴을 척에서 분리해야 하므로 온라인 상에서 적용이 불가능하다⁽⁴⁻⁶⁾.

본 논문에서는 CCD 카메라로 촬영하여 영상에 나타난 마멸면적을 드릴날의 마멸상태를 감시하는 정보로 도입하였다. 구멍의 상태를 표현하는 기준으로서 직진도, 수직도, 진원도, 원통도 등 여러 가지가 있으나 온라인 상에서 적용 가능한 정보로서 구멍의 CCD 영상을 통해 가공된 구멍의 직경변화, 관통된 구멍의 상면과 하면에서의 구멍중심의 이동 정도의 두 가지 요소를 온라인 상에서 구멍의 상태를 표현하는 기준으로 선택하였다.

이상의 감시정보는 각각 드릴의 마멸상태, 절삭소음, 구

멍의 한정적 정확도 등 가공상태의 일부분만을 단편적으로 나타내는 지표일 뿐이므로 가공전반에 대한 판단방법이 필요하여 신경회로망을 도입하였다. AE 신호와 컴퓨터 영상 처리를 통해서 추출된 패턴을 종합 분석하고, 가공의 이상 상태를 최종 결정하기 위해 감시정보를 신경회로망의 입력 패턴으로 이용하였다.

신경 회로망의 학습을 효과적으로 수행하기 위한 학습규칙으로 오류 역전파(backpropagation) 학습규칙을 사용하였다⁽⁷⁻⁹⁾. 본 연구에서는 2개의 은닉층을 가지도록 신경 회로망을 모델링하였다. 이렇게 구축된 신경회로망에 각 센서에서 나오는 신호를 종합 분석하면 가공 중 이상상태를 효과적으로 판단할 수 있는지를 알아보았다.

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, 정면커터(face milling cutter)로 단계 절삭하여 최대한 가공경화의 영향이 없도록 하였다. 본 가공에 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 $\phi 3, 4, 5, 6$ 인 고속도강 드릴이다.

2.2 실험방법

본 드릴가공에는 주축의 이송량 및 절삭깊이를 정확하고 정밀하게 변화시킬 수 있는 CNC 밀링머신을 사용하였다.

Table 1 Chemical compositions of workpiece(wt.%)

Material	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

테이블에 공구동력계를 체결하고, 그 위의 지그에 시험편을 고정하여 드릴 가공하였다. 드릴 가공시 발생하는 절삭력의 측정은 압전형 공구동력계(Kistler, 9271A)를 사용하였으며, 공구 동력계로부터 미소 전류를 증폭하기 위하여 차지 앰프(Kistler, 5017A)를 사용하였다. 앰프에서 증폭된 아날로그 신호는 A/D 변환기를 통해 얻어진 정량화 된 데이터의 결과로 변환하여 컴퓨터에 저장 분석하였다.

드릴링시 발생하는 AE 신호를 획득하고 분석하기 위하여 AE 시스템(Mistras 2001)을 사용하였다. 센서에서 나온 AE 신호는 증폭기에서 플러그인 필터(plug-in filter)를 사용하여 소음을 제거한 후 40dB로 증폭하여 AE 시스템에서 100-1200kHz의 필터를 통과한 후 시스템의 신호처리를 위해 A/D 변환기에서 디지털화하여 컴퓨터에 입력함으로써 AE RMS값을 구하였다.

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

드릴의 마멸량 측정과 구멍의 측정을 위해 2대의 CCD 카메라(640×480, Panasonic-GP-KS162)를 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

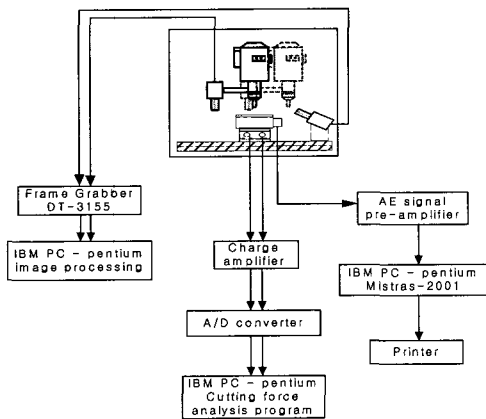


Fig. 1 Block diagram of the data acquisition system

z축 방향으로 이동시켜 구멍의 출구 영상을 획득하도록 하였다. 마멸과 구멍의 영상은 CCD카메라를 통해 프레임 그래버(DT-3155)에 의해 256 레벨로 컴퓨터에 저장된다.

이 영상을 이용하여 플랭크의 마멸 영상을 획득하고, 마멸 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, 쓰레쉬홀드(threshold)한 후 얻어진 영상을 흑과 백의 이치화 작업을 수행한 후 플랭크 마멸면적과 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(Cx1, Cy1)에서와 출구(Cx2, Cy2)에서 이동한 거리(Emov)와 구멍의 지름이 확대되는 정도(ΔD)로 구하였다. Fig. 2는 두 가지 측정인자를 나타낸 것이다.

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

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

한편, 분해능이 0.001mm, 배율이 5-100배까지 가능한 표면 윤곽 투영기(surface profile projector - Mitutoyo PJ3005)를 이용하여 입구부에 초점을 맞추어 원의 윤곽을 취한 다음 출구부에 초점을 맞추어 원의 윤곽을 취한다. 두 개의 윤곽에서 종방향과 횡방향에서의 최대와 최소가 되는 점을 찾고 이 점을 이용하여 중심을 잡고 그 중 3개의 점을 이용 원을 그렸을 때 최대 원을 구하였고, 그런 다음 식 (2)를 이용하여 지름값을 나타내었다.

지금까지의 실험 결과를 토대로 영상처리를 통해 얻어진

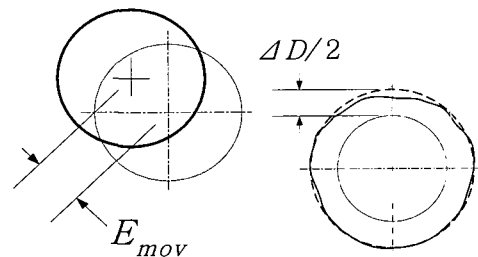


Fig. 2 Hole quality features

정상에서의 플랭크 마멸면적과 ΔD , E_{mov} , AE RMS값과 주축회전수, 이송량을 입력으로 하고 가공의 이상상태를 판단할 수 있는 인자를 출력으로 하는 오류 역전파 신경회로망을 구축하여 가공상태의 이상여부를 판정하였다.

3. 실험결과 및 고찰

3.1 드릴가공시 AE신호를 통한 절삭특성분석

Fig. 3은 드릴직경 $d = 5\text{mm}$ 인 공구가 마멸될 때까지 주축회전수 $N = 1200\text{rpm}$, 이송량 $f = 0.08, 0.12, 0.16\text{mm/rev}$, 가공깊이 $h = 15\text{mm}$ 의 일정한 절삭조건으로 가공구멍수에 대해서 순차적으로 가공하였을 때 나타나는 드릴의 배분력(thrust force)을 나타내었다. 배분력은 이송량 $f = 0.08, 0.12, 0.16\text{mm/rev}$ 각각의 절삭조건에 따라 가공구멍수 $n = 900$ 회, 610회, 105회 부근에서 갑자기 증가하였으며, 그 이후 절삭에서 공구는 가공불능 상태에까지 진행되다가 파괴되었다. 그림으로부터 이송이 증가할수록 공구가 더 빨리 마멸됨을 알 수 있으며, 가공이 진행될수록 배분력이 증가하는데 이것은 고속도강 드릴의 내열성이 나쁘고 시험편과의 마찰열과 그로 인한 시험편의 경화 현상으로 마멸의 진전이 증대되기 때문이다⁽¹⁰⁾.

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 배분력과 AE RMS 값의 변화를 비교한 것으로 AE RMS값의 변화가 배분력의 변화와 유사한 경향을 나타내는 것을 볼 수 있다. 이 결과로부터 배분력 뿐만 아니라 AE RMS 값으로도 드릴의 가공구멍수에 따른 공구의 마멸 현상 등을 분석할 수 있음을 알 수 있다.

Fig. 5는 공구동력계로부터 얻은 배분력과 컴퓨터 비전으

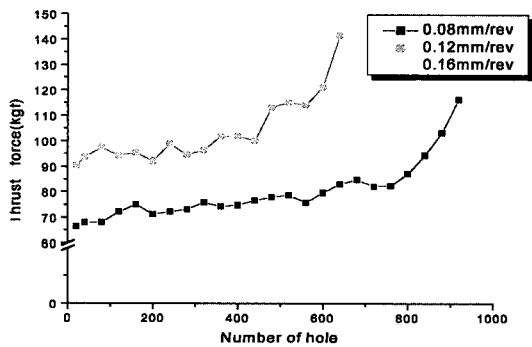


Fig. 3 Effect of feed on thrust force($N=1200\text{rpm}$)

로 측정된 플랭크 마멸면적과의 관계를 보여주고 있다. 그림에서 알 수 있듯이 가공구멍수의 증가에 따라 모두 증가함을 알 수가 있고, 마멸의 경우 배분력이 서서히 상승하는 초기부분과 중간부분에서는 약간씩 상승을 하다가 배분력이 급격히 상승한 부분에서 마멸면적 또한 급격히 상승함을 보여주고 있다. 컴퓨터 비전으로 측정된 플랭크 마멸면적이 초기의 미세한 마멸상승에도 민감함을 보여주고, 마멸의 급격한 상승도 정확히 측정할 수 있음을 보여주고 있다.

3.2 영상처리를 이용한 드릴구멍의 분석

Fig. 6은 CCD 카메라를 이용하여 획득한 드릴 구멍의 입구 영상을 처리하는 과정을 나타낸다. (a)는 직경 $d = 3\text{mm}$ 드릴로 주축회전수 $N = 1200\text{rpm}$, 이송 $f = 0.08\text{mm/rev}$ 일 때의 영상과 히스토그램을 나타낸 것이며, 구멍의 주변은

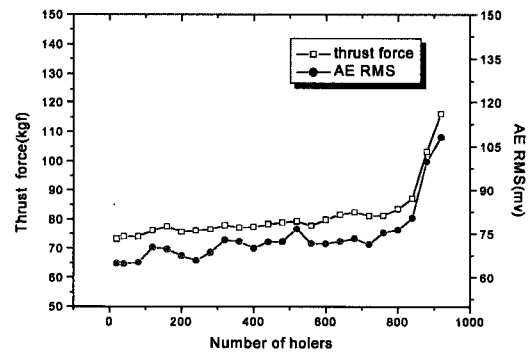


Fig. 4 Comparison of thrust force and AE RMS ($N = 1200\text{rpm}$, $f = 0.08\text{mm/rev}$)

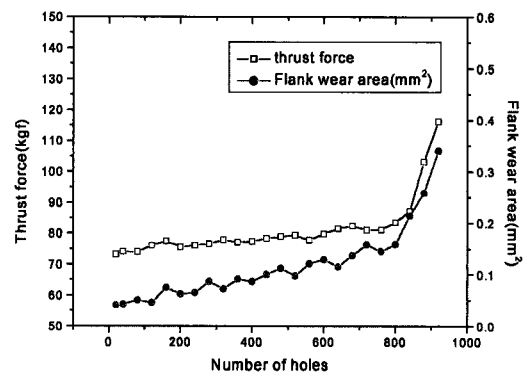


Fig. 5 Comparison of wear area measurement by thrust and computer vision($d = 5\text{mm}$, $N = 1200\text{rpm}$, $f = 0.08\text{mm/rev}$)

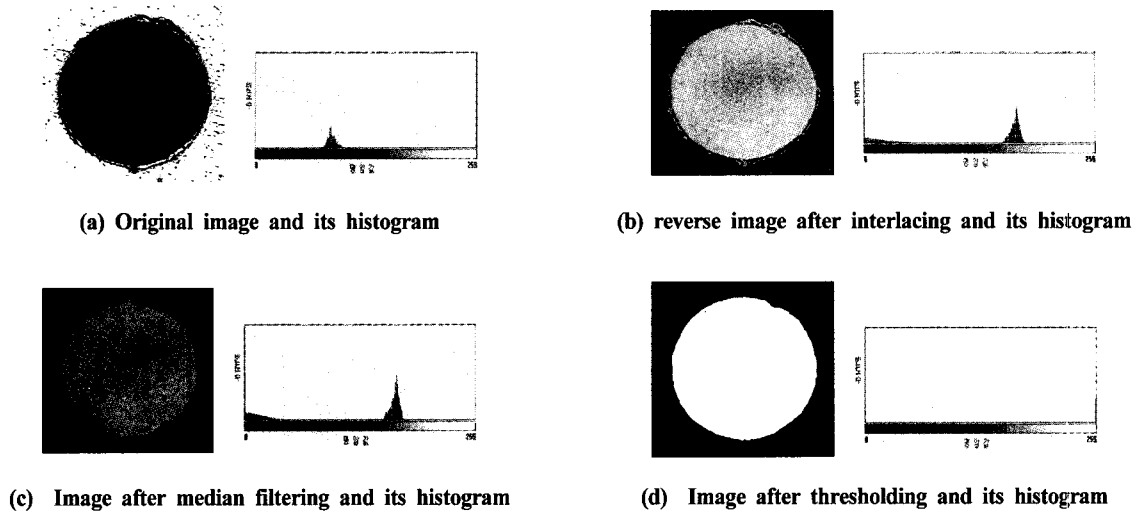


Fig. 6 Images and its histogram of drilled hole entrance(N = 1200rpm, f = 0.08mm/rev)

조명의 반사광으로 인해 밝고, 구멍은 어둡게 나타나고 있다. 우측 히스토그램에서는 전반적으로 그 화소값들이 불균일하게 분포되어있음을 알 수 있다. 구멍의 지름과 중심점을 알기 위해 그 역상이 필요하였으며 (b)는 인터레이싱 과정을 거친 후 영상을 역상으로 나타낸 것으로 히스토그램의 방향이 반대방향으로 이동하였으며, 화소의 명암도가 비교적 고르게 나타나고 있음을 볼 수 있다. (c)는 고주파 잡음을 없애기 위하여 미디안 필터링(median filtering)을 한 영상과 히스토그램이다. 이 방법은 특별히 잡음 형태가 강하고 길쭉한 선과 같은 요소들로 구성되어 있을 때 효과적이고 모서리 선명화가 잘 보존되는 특징을 갖고 있어 적용하였다. 이러한 필터링 과정을 거친 후 2진 영상을 만들어 낸 모습이 (d)이다. 이때의 히스토그램에서는 명암의 중간값은 보이지 않고 흑과 백의 명암값만을 보여준다.

한편 드릴구멍의 입구와 출구도 동일한 방법으로 영상을 획득하였고, 흑색과 백색으로 이치화 된 영상에서 종방향과 횡방향에서의 백색 화소값이 최대와 최소가 되는 점을 찾고 4점의 좌표를 구했다. 각 방향에서 최고좌표와 최저좌표의 차이에 실제 거리값의 비를 곱하여 4개의 실제 좌표값을 인식하였으며, 이 좌표값으로 중심을 잡고 최소자승원법(least square circle)⁽¹¹⁾을 이용하여 구멍 윤곽으로 취하였다. Fig. 7은 영상으로부터 얻은 지름값과 가공구멍수와의 관계를 나타낸 것으로 가공구멍수의 증가에 따라 입구와 출구의

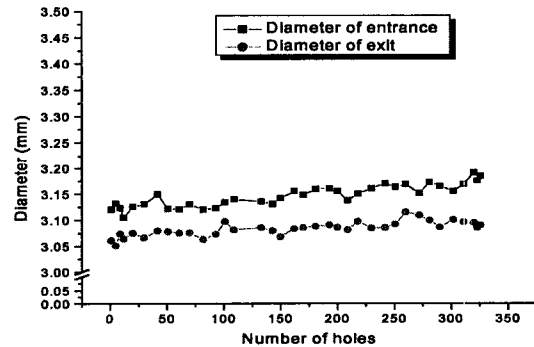


Fig. 7 Hole diameters of hole entrance and exit(d = 3mm, N = 1200rpm, f = 0.08mm/rev)

지름값이 증가하나 입구의 변화가 더 큼을 알 수 있다. 그림에서 구멍의 입구 지름이 출구 지름보다 평균 0.075mm 정도 크게 나타남을 알 수 있었다.

Fig. 8은 동일한 구멍의 입구와 출구를 영상처리를 통해 이미지를 취하여 계산한 지름의 값과 표면윤곽 투영기로 측정된 지름값을 비교한 그림이다. 그림으로부터 영상처리를 통해 얻은 지름값과 투영기에서 구한 지름값의 변화가 유사함을 알 수 있었다.

Fig. 9는 가공구멍수와 공구지름의 변화에 따른 지름 확대량의 변화를 나타낸 그림이다. 그림으로부터 알 수 있듯이 전체적으로 지름의 확대정도가 거칠게 변화하고 있으며,

지름 $d = 3\text{mm}$ 에서는 확대량이 가공구멍수에 증가에 따라 명확하게 증가함을 알 수 있었지만 지름 $d = 4\text{mm}, 5\text{mm}$ 에서는 가공구멍수의 증가에 확대량의 변화 경향이나 마멸의 영향이 아주 작음을 알 수 있었다.

Fig. 10은 입구와 출구에서의 중심 이동치 변화를 나타낸 것이다. 지름 확대량에 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 $3/100\text{mm}$ 정도의 차이를 보이거나 구멍의 품질을 나타내는 정보로서 유용함을 확인할 수 있었으며, 드릴의 플랭크 마멸에 따라 구멍중심의 이동정도가 비례하여 증가함을 알 수 있었다. 두 가지 구멍품질 인자에 대하여 드릴지름의 영향은 거의 없으나 지름이 작은 $d = 3\text{mm}$ 드릴의 경우 강

성이 큰 $d = 4\text{mm}, 5\text{mm}$ 드릴에 비하여 구멍의 이동정도가 큰 것을 확인하였다.

Fig. 11은 플랭크 마멸량의 증가와 주축 회전수의 변화에 따른 중심의 이동정도를 나타낸 그림이다. 그림으로부터 마멸이 증가함에 따라 중심의 이동정도가 커지는 것을 알 수 있었으나 주축 회전수 변화에 따른 영향은 크지 않음을 알 수 있었다.

Fig. 12는 플랭크 마멸량과 이송량의 변화에 따른 구멍중심의 이동정도를 나타내고 있는 그림이다. 그림에서 알 수 있듯이 이송량이 증가할수록 구멍중심의 이동정도가 커지며, 마멸량의 증가에 따라 이동정도가 증가하는 것을 알 수 있었다. 이것은 Fig. 10과 함께 구멍중심의 이동정도가 마멸의 영향을 받는다는 것을 확인하여 주었다.

Fig. 13은 드릴지름 $d = 4\text{mm}$, 이송량 $f = 0.12\text{mm/rev}$, 주축 회전수가 $N = 1200\text{rpm}$ 일 때 비전으로 계산한 마멸면

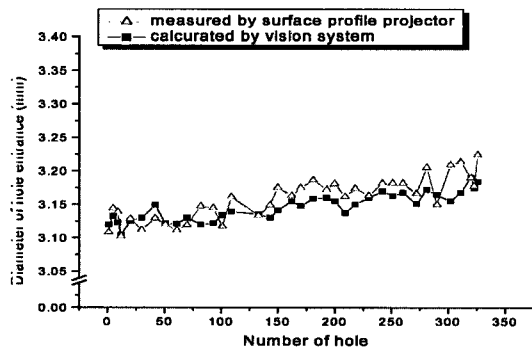


Fig. 8 Comparison of hole diameter measurement between using vision and surface profile projector($d = 3\text{mm}, N = 1200\text{rpm}, f = 0.08\text{mm/rev}$)

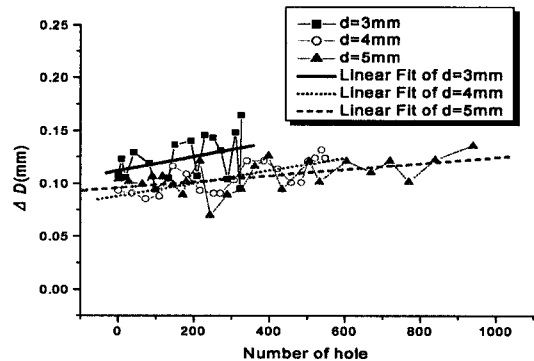


Fig. 9 Effect of tool diameter in increment of diameter of hole entrance ($N = 1200\text{rpm}, f = 0.08\text{mm/rev}$)

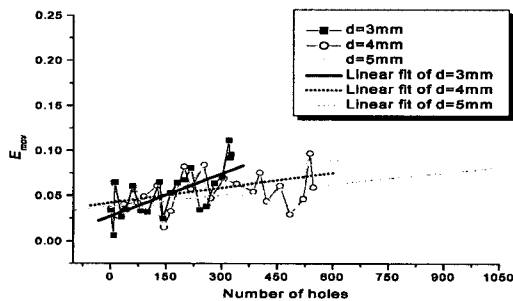


Fig. 10 Effect of tool diameter in movement of hole center ($N = 1200\text{rpm}, f = 0.08\text{mm/rev}$)

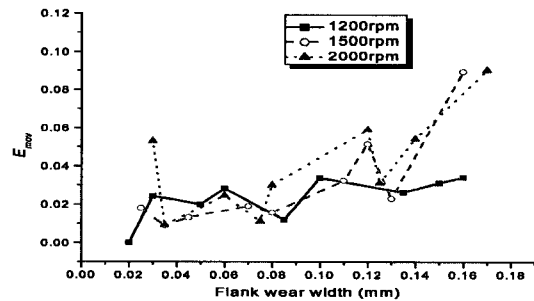


Fig. 11 Effect of spindle speed on movement of hole center($d = 5\text{mm}, f = 0.12\text{mm/rev}$)

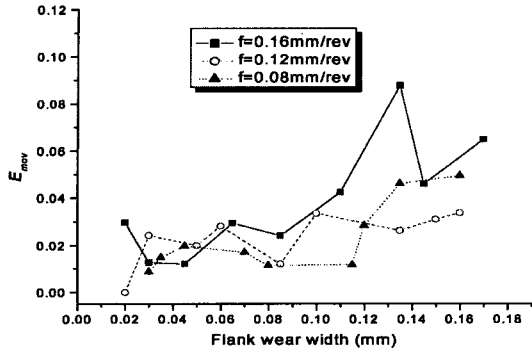


Fig. 12 Effect of feed on movement of hole center(d=5mm, N = 1200rpm)

적과 공구현미경을 측정된 마멸폭을 서로 비교한 것으로, 거의 유사하게 마멸이 진전되는 것을 확인할 수 있다. 그림으로부터 척에서 드릴을 분리하여 측정된 마멸값과 비전시스템을 이용하여 계산한 값이 매우 유사한 경향을 보이는 것을 알 수 있다.

이상의 결과들로부터 비전시스템을 이용하여 영상을 획득하고 분석하는 영상처리 방법이 온라인 상에서 공구의 마멸을 감시하고 가공물의 이상상태를 감시하여 적합한 시기에 공구를 교체하는 시스템으로 실제 산업현장에서도 유용하게 적용될 수 있으리라 판단된다.

3.3. 신경회로망에 의한 가공이상상태 판정

AE RMS 값과 컴퓨터 영상처리 시스템을 이용한 비전 마멸 면적을 신경회로망에 입력하여 공구파손 또는 구멍오차를 감시하는 기법을 시도하였다. AE RMS, 주축회전수, 이송량 인자와 영상처리 시스템을 이용하여 구한 마멸 면적, E_{mov} , ΔD 를 입력으로 하는 오류 역전파(backpropagation) 신경회로망을 사용하였다. 구멍의 이상상태는 플랭크 마멸 면적 $VB = 0.3mm^2$ 에 이르는 마멸이나, $\Delta D = 0.2mm$ 이상의 오차, 또는 $E_{mov} = 0.1mm$ 이상의 오차이다. 신경회로망의 구조는 입력층은 6개의 뉴런, 출력층은 1개의 뉴런, 은닉층 2개이고 은닉뉴런의 수는 비대칭형으로 7개와 3개로 구성된 6-7-3-1 구조를 사용하였다.

하나의 신경회로망을 학습시키기 위하여 입력인자 값을 변화시키면서 80개의 학습데이터를 수집하였다. 이 중 60개의 데이터는 공구마멸을 예측하는 신경회로망의 학습데이터로 사용하였고, 나머지 20개의 데이터는 신경회로망을 학습시킨 후 학습 정도를 평가하기 위한 검증 데이터로 사

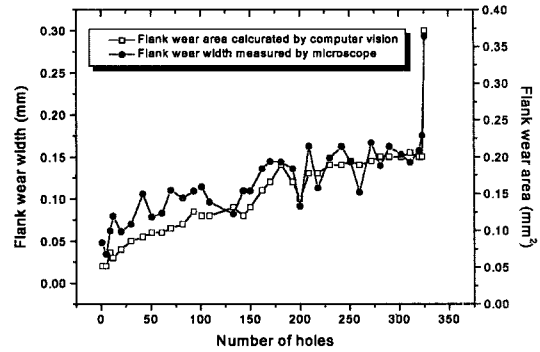


Fig. 13 Comparison between flank wear measured by microscope and computed vision wear area

용하였다. 출력층은 학습률을 0.8로 하여 신경회로망의 출력값이 0.8미만이면 정상이고, 0.8을 넘어서 1에 가까운 값을 가지면 공구의 플랭크 마멸면적 $VB = 0.3mm^2$ 이상에 이르러 마멸이나 파손 등이 일어났음을 나타낸다. 모멘텀은 0.8, 반복학습은 10,000회로 제한하였으며, 전체 최대오차가 0.0005보다 작게 학습하였다.

학습과정이 진행됨에 따라 학습 오차가 수렴되어 가는 과정을 Fig. 14에 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 줄어들 수 있었고 학습 패턴을 입력으로 제시하여 출력 패턴을 조사한 결과 학습이 성공적임을 알 수 있었다.

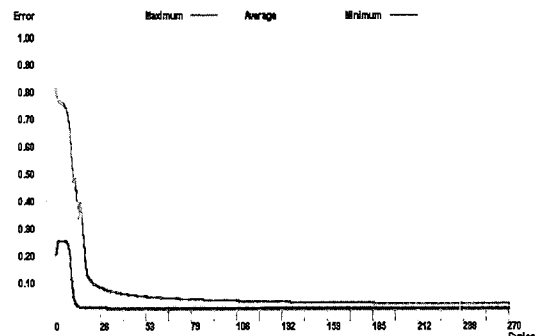


Fig. 14 Convergence of learning error versus number of iterations in the training process

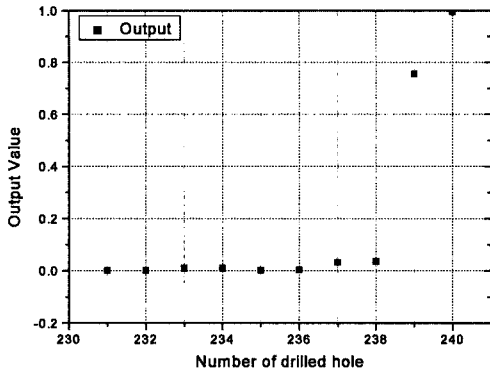


Fig. 15 Output data of neural network vs number of drilled holes

Fig. 15는 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. 이는 실제 절삭한 것과의 정확도가 96.4%임을 보여주었다.

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

4. 결론

본 연구에서는 일반구조용 압연강재인 SS41의 드릴링에서 발생하는 AE RMS 값을 정량적으로 측정하였으며, 컴퓨터 영상처리 시스템을 이용하여 공구마멸과 구멍지름의 확장, 구멍중심의 변동치를 측정하였다. 이들 정보를 입력으로 하는 신경회로망을 통해 가공의 이상상태를 검출하는 시스템을 구축하여 실험한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

- (1) AE RMS 신호는 마모가 진행함에 따라 점진적으로 상승하다가 공구 파괴시에 가파르게 상승하는 경향을 보였다. 또한, 드릴 플랭크 마멸의 영상을 획득하고 이치화하여 얻은 마멸면적을 측정하였으며, 이는 공구현미경으로 측정된 값과 근사한 결과를 얻을 수 있어 온라인 상의 측정이 가능함을 보였다.
- (2) 가공구멍의 영상을 획득하여 영상처리 하였으며, 그 품질에 대한 지표로서 Emov와 ΔD 를 도입하였다. 공

구수명의 초기와 말기에서 ΔD 의 정도가 큰 것을 확인하였으나 공구마멸과의 뚜렷한 연관을 확인할 수 없었다.

- (3) 이송량의 증가에 따라 Emov와 ΔD 는 모두 증가하는 경향을 보였으며, 주축 회전수의 영향은 미미하였다.
- (4) AE RMS, 드릴마멸면적, ΔD , Emov, 주축 회전수, 이송량 등을 입력으로 하는 오류 역전파 신경회로망을 구성하였으며, 이를 이용한 결과가 1에 가까운 값을 출력하고 정확도가 96.4%임을 보여 간접적으로 가공 상태를 감시하기에 충분하였다.

후 기

본 연구는 전북대학교 자동차 신기술 연구소 지원에 의하여 수행되었으며 이에 감사 드립니다.

참 고 문 헌

- (1) Kuang-Jen Wang, 1997, "Drilling Process Evaluation by Predicting Drilled Hole Quality and Drill Bit Wear With On-Line Acoustic Emission Signals", Oregon State University.
- (2) Dornfeld, D. A., 1985, "The Role of Acoustic Emission in Manufacturing Process Monitoring", ASME Manufacturing Engineering Trans. 13th NAMRC, pp. 69~74.
- (3) H. G. Shin, S. I. Kim, T. Y. Kim, 2001, "A Study on Tool Wear in Drilling of Hot rolled High Strength Steel" Transactions of the Korean Society of Machine Tool Engineers, Vol. 10, No. 2, pp. 10~17.
- (4) T. I. Liu and S. M. Wu, 1990, "On-line Detection of Drill Wear Measurements", Trans. of ASME, Vol. 112, pp. 299~302.
- (5) Watson, A. R. 1985, "Drilling Model for Cutting Lip and Chisel Edge and Comparison of Experimental and Predicted Results-IV", International Journal of Machine Tool Design and Research, 25: pp. 393~404.
- (6) Bandyopadhyay, P. and Wu, S. M., 1985, Signature Analysis of Drilling Dynamics for On-Line Drill Life Monitoring, In Sensors and Controls for

- Manufacturing, PED-Vol. 18, ASME, pp. 101 ~ 110.
- (7) Govekar E. and Grabec, I., 1994, "Self-Organizing Neural Network Application to Drill Wear Classification", ASME Journal of Engineering For Industry. Vol. 116, pp. 233 ~ 238.
- (8) J. Mou, 1997, "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.
- (9) H. G. Shin, T. Y. Kim, 2002, "A Study on the Wear of Drill State for Prediction Monitoring System" Transactions of the Korean Society of Machine Tool Engineers, Vol. 11, No. 2, pp. 103 ~ 111.
- (10) G. J. Cho, 1996, "A Study do the tool life of machinability in drilling austempered ductile cast ion" Dong-A University.
- (11) Steven C. Chapra & Raymond P. Canale, 1999, Numerical Methods for engineers, McGraw-Hill Korea, pp. 465 ~ 502.