

고경도강 선삭 시 절삭특성 및 공구 이상상태 검출에 관한 연구

김태영*, 신형곤⁺, 이상진⁺⁺, 이한교⁺⁺⁺
(논문접수일 2005. 8. 24, 심사완료일 2005. 10. 14)

A Study on the Cutting Characteristics and Detection of the Abnormal Tool State in Hard Turning

Tae Young Kim*, Hyung Gon Shin⁺, Sang Jin Lee⁺⁺, Han Gyo Lee⁺⁺⁺

Abstract

The cutting characteristics of hardened steel(AISI 52100) by PCBN tools is investigated with respect to cutting force, workpiece surface roughness and tool flank wear by the vision system. Hard turning is carried out with various cutting conditions; spindle rotational speed, depth of cut and feed rate. Backpropagation neural networks(BPNs) are used for detection of tool wear. The input vectors of neural network comprise of spindle rotational speed, feed rates, vision flank wear, and thrust force signals. The output is the tool wear state which is either usable or failure. The detection of the abnormal states using BPNs achieves 96.8% reliability even when the spindle rotational speed and feedrate are changed.

Key Words : Tool wear(공구마모), Hard turning(고경도강 선삭), Backpropagation neural networks(오류역전파 신경회로망), PCBN tool(CBN 입방격자 소결공구)

1. 서론

고경도재료, 오스테나이트계 스테인레스강, 섬유강화플라 스틱 등 난삭 절삭가공재료가 폭 넓게 활용될 뿐만 아니라 가공공구의 생산기술이 발달함에 따라 새로운 절삭가공 기

술이 요구되고 있다.

고경도강은 다른 재료들에 비해 큰 강도와 내마모성을 가지고 있어 이러한 성질이 요구되는 베어링 등의 기계부품에 사용되고 있는 중요한 기계재료이다. 그러나 고경도강은 높은 절삭력, 가공공구의 마모, 표면정밀도의 저하 등으로 인

* 전북대 기계 항공시스템 공학부, 자동차 신기술 연구소 (kimty@chonbuk.ac.kr)
주소: 561-756 전북 전주시 덕진구 덕진동 1가 664-14
+ 전북대 산학협력원
++ 전북대 정밀기계공학과 대학원
+++ 전북기능대학 컴퓨터응용기계학과

해 기계가공에 어려움이 있어 왔다. 특히 가공표면의 정밀도가 요구되는 기계부품의 마무리 공정에는 시간효율이 낮은 연삭 같은 연마과정이 필요했다.

그러나 새로운 공구재료가 개발되고 가공기술이 발달하여 그동안 가공하기 어려웠던 로그웰 경도 55(HRC55) 이상의 고경도강의 선삭(hard turning)도 일반화되고 있는 실정이다⁽¹⁾. CBN 공구를 사용한 고경도강의 선삭가공 또는 밀링가공은 연삭가공이 필요한 가공을 대체할 수 있게 되었다. 고경도강의 선삭은 가공 유연성의 증가, 가공시간의 감소, 가공공구 비용의 감소, 친환경적 절삭 등 많은 장점들이 있다.

이러한 장점들에도 불구하고 고경도강의 선삭은 가공후의 표면의 품질에 관한 이해 부족, 고경도강의 절삭에 주로 사용되는 CBN 공구의 마모에 대한 자료 부족 등 아직도 해결해야할 문제들이 많은 실정이다⁽²⁾.

그러므로 고경도강을 선삭할 때 발생하는 절삭특성이 규명되어야 하며, 공구의 마모 등 이상상태가 검출되는 등 고경도강의 절삭 메카니즘이 확립되어야 한다.

이러한 관점에서 본 연구에서는 고경도강 중에서도 높은 경도인 HRC62의 AISI 52100 강을 실험 재료로 하여 코팅된 초경과 코팅되지 않은 CBN 공구로 선삭 가공했을 때 발생한 절삭특성을 규명하고 공구의 마모와 마모의 검출에 관하여 연구하였다.

특히 고경도강은 절삭 특성상 공구의 마모의 영향이 대단히 크기 때문에 공구 마모상태에 대한 제반관리가 효율적으로 이루어져야 하며, 공구의 과도한 마모 및 파손을 감지 또는 예측할 수 있는 시스템 개발이 시급한 과제로 남아 있다. 공구의 마모검출에 관해서는 많은 연구들이 행해졌는데, 최근에는 신경회로망을 이용한 연구가 진행되고 있다⁽³⁻⁶⁾.

신경회로망은 예측 작업과 분류, 검색할 수 있는 컴퓨터 시스템들의 병렬적인 연결이다. 이것은 높은 정밀도가 있고, 비선형 함수를 위한 모델링 뿐만 아니라 소음에 의해 누락되어지는 데이터의 특성을 인식할 수 있다. 이런 확고성 때문에 신경망은 최근에 연구자들에게 많은 연구 과제로 떠오르고 있으며 기계 처리 과정을 자동적으로 모니터링하고 센서로 얻어진 불완전한 데이터를 다루기 위해 사용된다. Govekar와 Grabec⁽³⁾는 자기 조직 신경회로망을 모우먼트와 절삭력 신호들로부터 플랭크 마모를 분석하는데 적용하였다.

본 연구에서는 많은 장점을 가진 신경회로망을 고경도강의 마모검출에 이용하기 위해 공구동력계와 컴퓨터 영상처리 등을 통해서 추출된 패턴을 종합 분석하여 공구 이상상태를 최종 결정하기 위한 신경회로망의 입력패턴으로 제시하고자 한다.

2. 실험장치 및 방법

2.1 시험편 및 사용공구

본 실험에 사용한 재료로는 베어링 소재로 널리 사용되는 강 하나인 고경도강 AISI 52100이다. 직경 45mm, 길이 250mm인 환봉을 실험에 사용하였으며 재료의 화학적 성분은 Table 1에 나타내었다. 시험편은 860℃의 열처리를 통해 표면의 경도가 대략 HRC 62 정도를 유지하도록 하였다. 실험에 사용된 공구인 PCBN 공구는 다이아몬드와 매우 비슷한 구조를 가지고 있으며, 1400-1500℃의 고온과 5-7GPa의 고압으로 소결하여 합성된다. PCBN은 소결된 CBN에 Co, TiC, TiN과 다른 재료를 혼합하여 만들어진다. 일반적으로 CBN 공구는 Co를 첨가하여 만든 high CBN공구와 TiC 또는 TiN을 첨가하여 만든 low CBN 공구로 나누어진다. 이들 공구의 능력을 평가하기 위해 코팅된 초경합금과의 비교 실험도 수행하였다. Table 2는 공구재료에 따른 절삭조건 즉, 각 공구에 대한 3가지 절삭속도와 이송량, 절입깊이, 공구재질에 대해 보여준다. 공구의 절입각은 45°이었으며, 인선반경은 0.8mm이었다.

2.2 실험방법

본 실험에 사용한 공작기계는 NC 선반(화천기계 HL-460)이다. 절삭력은 선반에 설치된 공구동력계(Kistler 9257B)를 이용하고, 공구동력계로부터 미소 전류를 증폭하기 위하여 증폭기(charge amplifier, Kistler, 5017A)를 사용하였다.

Table 1 Chemical compositions of workpiece(vol.%)

Material	C	Cr	Fe	Mn	Si	P	S
specimen	0.98-1.1	1.4	97.05	0.35	0.25	<0.25	<0.25

Table 2 Conditions for tool evaluation

condition	Speed (m/min)	Feed (mm/rev)	Depth (mm)	Tool Material
11	130	0.157	0.4	high CBN (TaeguTec KB90)
12	130	0.079	0.4	
13	65	0.157	0.4	
21	130	0.157	0.4	low CBN (TaeguTec TB650)
22	130	0.079	0.4	
23	65	0.157	0.4	
31	130	0.157	0.4	coated carbide (TaeguTec TT1500)
32	130	0.079	0.4	
33	65	0.157	0.4	

증폭기에서 증폭된 아날로그 신호는 A/D 변환기를 통해 얻어진 정량화 된 데이터의 결과로 변환하여 컴퓨터에 저장 분석하였다.

공구마모는 공구현미경에 비전시스템을 설치하여 측정하였다. 공구의 마모관찰에는 CCD 카메라, 화상입력보드(Data Translation, DT3155), 컴퓨터 등의 장비로 구성된 공구마모 측정시스템을 이용하였다. 획득된 절삭력 데이터는 데이터 분석 프로그램에 의해 X, Y, Z축에 평균값을 신호 획득 시간으로 환산하여 컴퓨터에 저장하였다. 마모의 영상은 CCD 카메라를 통해 프레임 그래버(frame grabber)에 의해 256 밝기 등급으로 컴퓨터에 저장되며 이 영상을 컴퓨터에서 분석하였다. 플랭크 마모의 영상을 획득하고 마모 길이를 계산한 후, 플랭크 마모길이, 절삭회전수, 이송량, 절삭력, 표면조도를 인공신경망 프로그램에 대입하여 공구의 마모를 판정하였다.

3. 실험결과 및 고찰

3.1 공구의 재료에 따른 절삭력과 마모

본 실험에 사용한 공구 즉 high CBN, low CBN 그리고 coated carbide 공구를 사용하여 고경도강을 선삭했을 때 절삭력의 변화를 알아보았다. Fig. 1은 high CBN 공구로 절삭 속도 $v = 130\text{m/min}$, 이송속도 $f = 0.157\text{mm/rev}$, 절입깊이 $d = 0.4\text{mm}$ 로 가공하였을 때 가공시간에 따른 절삭력 즉 주분력(cutting force), 배분력(thrust force), 이송분력(feed force)에 대한 그래프이다. 그림에서 보여주듯이 절삭시간의 증가에 따라 절삭력이 완만하게 증가하는 경향을 알 수가 있다. 가공시간 8분을 지나면서 절삭력의 상승폭이 컸으며 10분 정도에서 가공이 어려운 상태에 도달하였다. 특히 일반 구조용강 등에 비해 배분력이 다른 절삭력 성분에 비해 컸으며 이는 고경도강 선삭 시 공구의 마모로 인해 전단각이 증가되고 절삭파괴가 쉽게 일어나는 절삭 메카니즘 때문인 것으로 생각되며, 많은 연구가들에 의해 발표된 결과와 유사함을 알 수 있다^(7,8).

Fig. 2는 low CBN 공구로 Fig. 1과 같은 조건으로 가공하였을 때 가공시간에 따른 절삭력에 대한 그래프이다. 역시 배분력이 상대적으로 컸으며 절삭시간의 증가에 따라서는 절삭력은 모두 거의 일정한 값을 가지고 있음을 보여주고 있다. Fig. 1의 high CBN 공구와 비교할 때 긴 시간(50분)을 절삭해도 매우 안정적인 절삭이 진행됨을 알 수 있다.

Fig. 1과 2에서 알 수 있듯이, 가공시간에 따른 절삭력 변화에 low CBN 공구가 high CBN 공구보다 매우 우수한 결과를 보여준다. 이를 통해 특히 고경도강 선삭의 경우에 공구

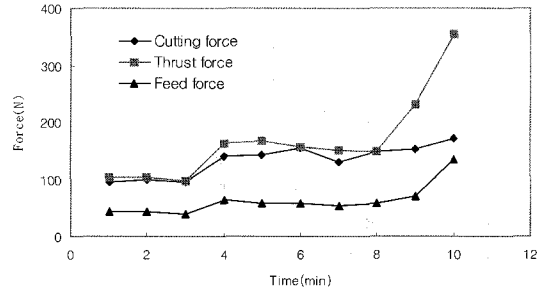


Fig. 1 Typical force progression over the life of a high CBN cutting tool($v=130\text{m/min}$, $f=0.157\text{mm/rev}$, $d=0.4\text{mm}$)

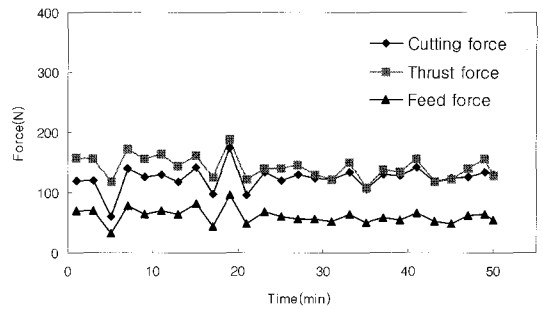
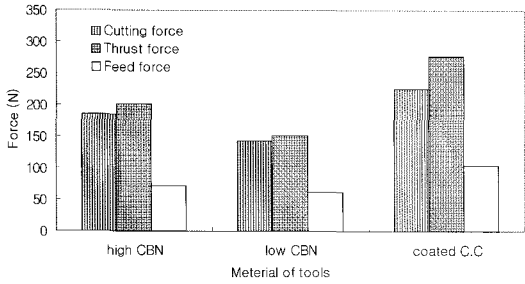


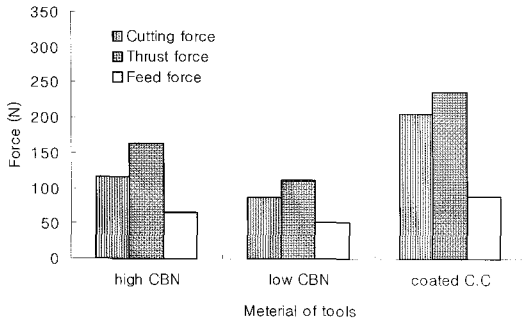
Fig. 2 Typical force progression over the life of a low CBN cutting tool($v=130\text{m/min}$, $f=0.157\text{mm/rev}$, $d=0.4\text{mm}$)

의 성분이 절삭에 미치는 영향이 매우 크다는 것을 알 수 있다. 즉 low CBN 공구는 TiC 나 TiN 의 영향으로 공구마모가 느리게 진행되는 공구 마모 메카니즘 때문으로 판단된다⁽²⁾.

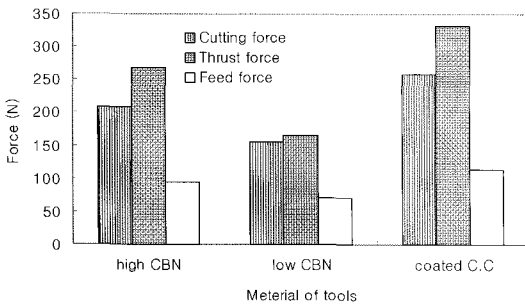
Fig. 3은 Table 2의 조건에서 group 1(절삭속도 $v = 130\text{m/min}$, 이송속도 $f = 0.157\text{mm/rev}$, 절입깊이 $d = 0.4\text{mm}$)을 기준으로 하여 이송속도를 변화시킨 group 2($v = 130\text{m/min}$, $f = 0.079\text{mm/rev}$, $d = 0.4\text{mm}$), 절삭속도를 변화시킨 group 3($v = 65\text{m/min}$, $f = 0.157\text{mm/rev}$, $d = 0.4\text{mm}$)으로 구분하여 공구재료에 따른 평균절삭력을 보여 주고 있다. 절삭력 중 배분력과 절삭분력이 group 1, 2, 3 모두에서 크게 나타나며, 절삭조건 측면에서는 이송속도를 변화시킨 group 2의 조건이 가장 작은 평균절삭력 값을 가지므로 이송속도의 증감이 절삭력에 많은 영향을 줄 수 있다. 그리고 low CBN 공구가 high CBN 공구보다 각 조건에 따른 변화에서도 낮은 절삭력을 나타내고 있으며, 코팅된 초경공구는 절삭력이 매우 크게 나타났으며 실제 실험에서도 사용이 거의 불가능함을 알 수 있었다. 절삭력의 평균값이 공구의 수명에



(a) group 1($v=130\text{m/min}$, $v=0.157\text{mm/rev}$, $d=0.4\text{mm}$)



(b) group 2($v=130\text{m/min}$, $v=0.079\text{mm/rev}$, $d=0.4\text{mm}$)



(c) group 3($v=65\text{m/min}$, $v=0.079\text{mm/rev}$, $d=0.4\text{mm}$)

Fig. 3 Average cutting forces for group 1, 2, 3

대한 힘의 거동을 뚜렷하게 묘사하기가 쉽지 않지만 절삭력은 재료에 대한 정보를 보다 쉽게 표시할 수 있도록 도와줄을 보여준다.

이러한 공구재료에 따른 절삭력의 변화는 고경도강의 선삭시 발생하는 공구의 마모 메카니즘과 관계가 있다고 생각되어 각 조건에 따른 공구의 마모에 대해 실험하고 그 결과를 Fig. 4, 5, 6에 도시한다.

Fig. 4는 본 실험에서 공구의 마모를 측정하기 위해 사용한 영상이미지 처리 과정을 표시한다. Fig. 4 (a)는 low CBN 공구로 절삭속도 $v = 130\text{m/min}$, 이송속도 $f = 0.157\text{mm/rev}$,

절입깊이 $d = 0.4\text{mm}$ 의 조건으로 가공하였을 때, 3분이 지난 공구마모 영상이다. 전반적으로 화소값들이 불균일하게 분포되어 있다. 이 영상을 고대비에서 저대비로 변환하기 위하여 인터레이싱(interlacing) 작업을 하고, 고주파 잡음을 감소시키기 위해서 미디안 필터링을 하였다. 2진 영상을 구성하는데는 쓰레스홀딩(thresholding)값이 필요하게 되는데 각 절삭 조건에 따라 가공한 가공면의 영상에는 각각 다른 정보를 갖고 있으므로 이와 같은 조건에 따른 쓰레스홀딩값을 150으로 하여 적용하였다. Fig. 4 (b)는 쓰레스홀딩한 2진 영상을 나타내고 있다. 2진 영상으로부터 플랭크 마모를 계산할 수 있도록 프로그램을 개발하여 적용하였다.

Fig. 5는 Table 2의 조건으로 절삭하였을 때 가공시간과 공구재료에 따른 플랭크 마모길이를 나타낸다. 그림에서처럼 모든 가공조건과 공구재료에서 가공시간의 증가에 따라 플랭크 마모길이가 증가함을 알 수 있고, high CBN 공구가 low CBN 공구보다 가공시간에 따른 플랭크 마모가 매우 빠르게 진행됨을 알 수 있다. 이는 high CBN 공구가 Cobalt의 영향으로 인한 인성의 증가에 의해 공구의 경도와 취성이 증가함으로 고경도강의 절삭시 플랭크 마모에 대한 영향이

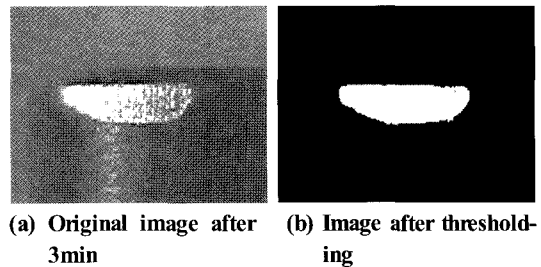


Fig. 4 Image processing procedure

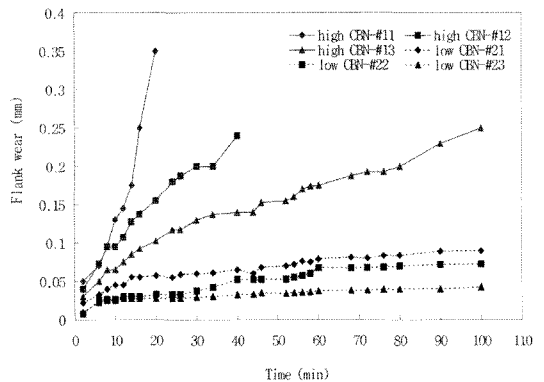


Fig. 5 Vision wear area after filtering by computer image system

커지기 때문이라 생각한다.

Fig. 6은 Table 2의 조건으로 절삭하였을 때 가공시간과 공구재료에 따른 표면조도의 변화를 나타낸다. 그림에서처럼 low CBN 공구의 경우 비교적 우수한 표면조도를 보여주며, 가공조건과 마모의 진행에 따라 차이를 보여주고 있다. 표면조도는 절삭회전수가 빠르고 이송이 상대적으로 작은 조건에서 보다 우수함을 보여주고, 급격한 마모의 증가는 표면조도에도 나쁜 영향이 있음을 알 수 있다.

3.2 신경회로망에 의한 데이터 분석

선삭에서의 절삭력은 절삭조건에 따라 심하게 변화하므로, 직접 신경회로망에 입력하기가 매우 까다롭다. 따라서 모든 절삭력과 마모길이 등 모든 데이터는 전처리 방식을 거쳐서 신경회로망에 입력된다. 본 연구에서는 가공후의 평균 절삭력을 구한 후 각각 1회 가공시의 데이터를 나누는 방법을 선택하였다.

전처리 방식을 거친 데이터는 신경회로망의 입력에 알맞은 값의 범위로 변환되며 절삭력 상수로 적절하게 일반화되었다. 신경회로망의 인자로는 절삭력 중 가장 큰 영향을 미치는 배분력, 절삭속도, 이송속도, 절입깊이, 컴퓨터 영상처리 시스템을 이용하여 구한 공구의 마모 길이, 표면조도를 입력으로 하는 오류 역전파(backpropagation) 신경회로망을 사용하였다.

다층인자의 구조는 입력 5, 은닉층 2이고 노드는 7과 3, 출력은 1인 5-7-3-1 구조를 사용하였고 Fig. 7은 다층인자의 구조를 나타낸다. 노드수는 20번의 실험을 거쳐 가장 최적의 노드수를 택하였다. 출력층은 0에 가까운 값을 가지면 정상상태를, 1에 가까운 값을 가지면 공구의 플랭크 마모 $VB=0.25$ mm에 이르는 마모나 파손 등이 일어났음을 나타낸다. 학습률은 0.8, 모멘텀은 0.6으로 하였으며 반복 학습은 10,000회로

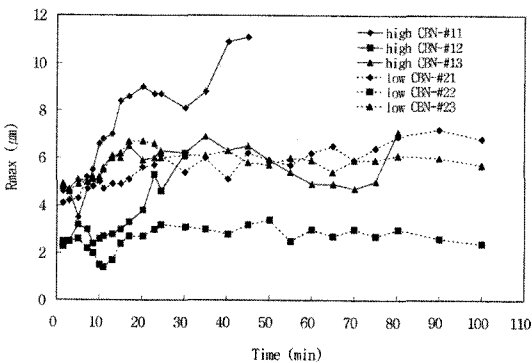


Fig. 6 Comparison of surface finish for group 1, 2, 3

제한하였다. 전체 최대오차가 0.005보다 작게 학습하였다.

학습과정이 진행됨에 따라 학습 오차가 수렴되어 가는 과정을 Fig. 8에 나타내었다. 신경회로망의 반복 학습을 30번까지 수행하였을 때 학습 오차의 변화량이 급격히 줄어들다가 반복 횟수가 증가함에 따라 점진적으로 감소하여 수렴해 가는 것을 알 수 있다. 본 연구에서 구현한 신경회로망은 832번까지 반복 학습시킴에 따라 오차가 0.005까지 줄어들음을 알 수 있었고, 학습 패턴을 입력으로 제시하여 출력 패턴을 조사한 결과 학습이 성공적임을 알 수 있었다.

Fig. 9는 오류 역전파 신경회로망을 이용한 결과를 나타내고 있다. 그래프에서 보는 것처럼 정상상태일 때는 약간 증가하면서, 공구가 갑자기 파괴되는 부근에서 1 근처로 튀어 오르는 값을 가지며 명확한 공구마모임을 알려주었다. 이것

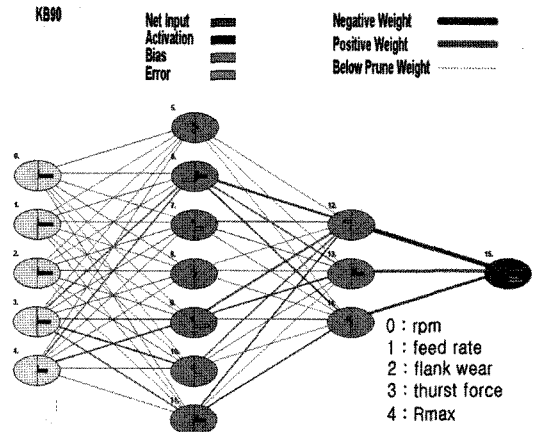


Fig. 7 Structure of the proposed neural network

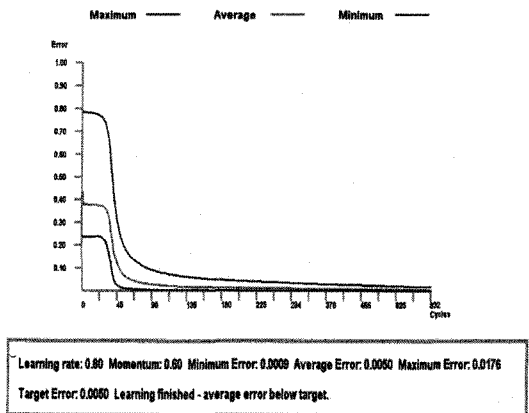


Fig. 8 Convergence of learning error versus number of iterations in the training process

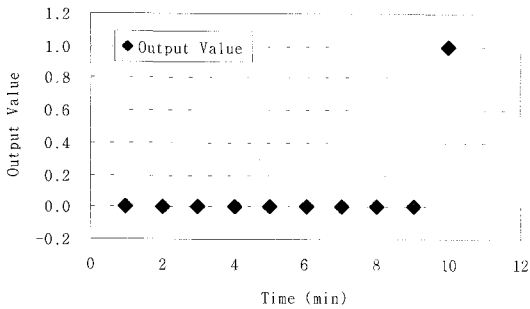


Fig. 9 Output data of neural network vs cutting time

은 학습 과정을 거친 신경회로망이 정확한 신호 패턴 분류를 할 수 있음을 알려준다.

이상의 결과에서 보는 바와 같이 신경회로망은 고경도강의 절삭 시 발생한 공구의 이상상태를 감시하는데 있어서 매우 유용하게 쓰일 수 있음을 알 수 있었으며, 이를 이용한 결과가 1에 가까운 값들을 출력하고 실제 절삭한 것과의 정확도가 96.8%임을 보여 주었다.

4. 결론

본 연구에서는 AISI 52100 고경도강의 선삭 시 절삭특성을 규명하고 신경회로망을 이용하여 공구마모를 검출하는 시스템을 구축하기 위한 실험 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

- (1) 절삭력과 공구마모 등을 통해 high CBN 공구보다 low CBN 공구가 고경도강 절삭에는 보다 효과적인 공구임을 확인하였다.
- (2) 고경도강의 절삭 시 평균절삭력은 배분력이 가장 큼을 알 수 있으며, 절삭조건에서는 이송량의 변화가 절삭회전수의 변화보다 영향이 큼을 보여 주었다.
- (3) 배분력, 절삭속도, 이송속도, 컴퓨터 영상처리 시스템을 이용하여 구한 마모 길이, 표면조도 등을 입력으로 하는 오류 역전파 신경회로망을 구성하였으며, 이를 이용한 결과가 1에 가까운 값들을 출력하고 정확도가 96.8%임을 보여 간접적으로 가공 상태를 감시하기에 충분하였다.

참고 문헌

(1) Scheffer, C., Kratz, H., Heyns, P. S., and Klocke, F., 2003, "Development of a Tool Wear-monitoring System for Hard Turning," *Machine Tools & Manufacturing*, 43, pp. 973~985.

(2) Dawson, T. G., 2002, *Machining Hardened Steel with Polycrystalline Cubic Boron Nitride Cutting Tools*, Georgia Institute of Technology.

(3) Govekar, E. and Grabec, I., 1994, "Self-Organizing Neural Network Application to Drill Wear Classification," *ASME Journal of Engineering for Industry*, Vol. 116, May, pp. 233~238.

(4) Jaiswal, S. S., 1999, "Prediction of Tool Wear using Neural Networks", The University of Alabama in Huntsville.

(5) Mou, J., 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.

(6) Lim, K. Y., 1997, *A Study on Cutting Tool Damage Detection using Neural Network and Cutting Force Signal*, Chonbuk National University.

(7) Barry, J., and Byrne, G., 2001, "Cutting Tool Wear in the Machining of Hardened Steels. Part I: Alumina/TiC Cutting Tool Wear," *Wear*, Vol. 247, pp. 139~151.

(8) Barry, J., and Byrne, G., 2001, "Cutting Tool Wear in the Machining of Hardened Steels. Part II: Cubic Boron Nitride Cutting Tool Wear," *Wear*, Vol. 247, pp. 139~151.

(9) Shin, H. G., and Kim, T. Y., 2001, "A Study on the Detection of Tool Wear in Drilling of Hot-rolled High Strength Steel," *Journal of KSPE*, Vol. 18, No. 11, pp. 148~154.

(10) Chou, Y. K. and Barash, M., 1995, "Review on Hard Turning and CBN Cutting Tools," *SME Technical Paper*, Proceedings of the 1st International Machining and Grinding Conference, MR95-214, pp. 951~962.

(11) Dawson, T. G., and Kurfess, T. R., 2004, "Quantification of Tool Wear using White Light Interferometry and Three-dimensional Computational Metrology," *International Journal of Machine Tools & Manufacturing*, Vol. 45, No. 4-5, pp. 1~6.

(12) Shin, H. G. and Kim, T. Y., 2003, "A Study on the Detection of the Drilled Hole State in Drilling," *Transactions of KSMTE*, Vol. 12, No. 3, pp. 8~16.