

신경망과 절삭력신호 특성을 이용한 공구이상상태감지에 관한 연구

A Study on Cutting Tool Damage Detection using Neural Network and Cutting Force Signal

임근영(광전자 반도체(주)), 문상돈, 오성훈(전북대 대학원), 김성일(대불대), 김태영(전북대 공대)
Keun Young Lim(Optel Semiconductor Co.), Sang Don Mun, Seong Hun Oh(Graduate School, Chonbuk Univ),
Seong Il Kim(Daebul Univ), Tae Young Kim(Chonbuk Univ)

ABSTRACT

A method using cutting force signal and neural network for detection tool damage is proposed. Cutting force signal is gained by tool dynamometer and the signal is preprocessed to normalize.

Cutting force signal is changed by tool state. When tool damage is occurred, cutting force signal goes up in comparison with that in normal state. However, the signal goes down in case of catastrophic fracture. These features are memorized in neural network through normalizing course.

A new normalizing method is introduced in this paper. First, cutting forces are summed up except data smaller than threshold value, which is the cutting force during non-cutting action. After then, the average value is found by dividing by the number of data.

With backpropagation training process, the neural network memorizes the feature difference of cutting force signal between with and without tool damage.

As a result, the cutting force can be used in monitoring the condition of cutting tool and the neural network can be used to classify the cutting force signal with and without tool damage.

Keyword : cutting force(절삭력), neural network(신경회로망), milling(밀링)

1. 서 론

공작기계를 이용한 금속가공 분야에서 자동화 무인화에 대한 연구가 상당한 진전이 이루어지고 있다. 금속가공의 자동화에서는 특히 공구의 상태에 따라 유연하게 대처할 수 있는 시스템 구성의 필요성이 제기되었는데, 그 이유는 공구의 상태 변화 즉, 마모 및 파손이 제품의 마무리 가공 상태나 치수 변화 등에 큰 영향을 미치기 때문이다. 그러므로 공구 상태는 금속 가공분야에서 가공공정 감시의 주된 주제가 된다.

따라서 생산현장에서 무인화, 자동화를 이루기 위해서는 공구의 상태변화를 정확하며 신속하게 검출해내는 방법의 연구 개발이 시급한 과제로 남아있다.

근래에는 센서들에서 얻어진 신호를 이용, 보다 정확하고 신뢰성있는 결과를 얻기 위해 특별한 처리를 하는 알고리즘들이 개발되고 있다. 그 중에서도 신경회로망 분야가 다양한 알고리즘의 개발로 최근 관심을 끌고 있으며, 이 분야의 연구가 활발히 수행되고 있는 실정이다.

금속 가공 분야에서는 절삭시 발생하는 센서신호들의 특징적인 패턴들을 신경회로망에 학습시켜 지식을 축적하게 한 후, 실제 가공시 발생하는 신호들에 대한 출력을 연구하는 논문들이 발표되고 있다. 여러 연구 결과들에서 신경

회로망의 다양한 알고리즘이 제안되었고, 그 중에서도 BP(backpropagation) 신경망은 최근에 각광을 받기 시작한 것으로 인공지능 분야에서 개발되어 여러 분야에 적용되고 있는 신뢰성있는 알고리즘이다.

본 논문에서는 고경도재료와 세라믹 공구를 사용하여 절삭실험을 행하여 공구의 마모와 파손시 나타나는 절삭력의 변화를 규명한 후 실제 작업환경에서 적용할 수 있도록 하려고 한다.

또한 신경망으로 하여금 절삭력 신호 패턴을 인식하도록 시도하였는데, 결과적으로 이 연구는 고경도재료의 밀링작업에 세라믹공구를 사용했을 때의 공구 상태 변화와 그에 따른 절삭력 변화 상태를 보여주며, 공구상태 자동감지에 절삭력 신호와 신경회로망이 효과적으로 쓰일 수 있음을 보여주려한다.

2. 관련 이론

신경회로망은 이론적인 인간의 뇌의 작용을 수학적으로 모델링한 것으로 artificial neural network 등으로 불린다. 일반적으로 신경회로망이란 처리요소(processing element)로 구성된 분산화된 지식처리시스템이라고 정의할 수 있다.

Fig. 1에서 보이듯 일반적으로 신경회로망에는 3개의 처

리부분이 있는데, 입력층 노드는 외부의 패턴들을 입수하는 부분이고, 출력층 노드는 외부에 출력을 생성하며 은닉층 노드는 외부에 직접적으로 작용하지 않게 하는 것이다. 즉, 은닉층 노드들의 역할은 입력층에서 나타내어진 패턴의 내부적 표현을 형성하는 것이다.

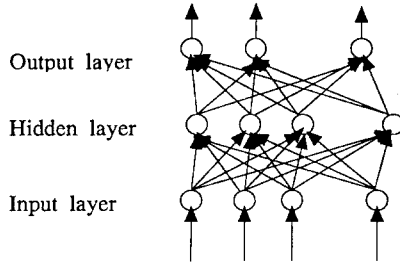


Fig. 1 Typical back-propagation network

밀링에서의 절삭력은 그 절삭파라메타가 변함에 따라 변화가 심하므로 신경회로망을 이용한 분류 예측기에 그대로 입력시킬 수 없다. 또한 신경회로망의 내부 처리 과정상 입력 데이터는 0에서 2사이 값을 갖도록 하는 것이 좋으므로 특별한 전처리 과정을 요하게 된다.

그 과정중 첫 번째에서는 얻어진 데이터들의 평균값들을 취하게 된다.

$$F_{xavg} = \frac{\sum_{i=1}^n F_{xi}}{n} \quad (1)$$

F_{xi} : 순간적인 X축 방향의 절삭력
 n : 비절삭시 들어온 신호를 제외한 샘플수
 F_{xavg} : X축 방향의 평균 절삭력

다음 단계는 앞에서 구한 각 방향의 평균 절삭력을 원래의 힘들에 대해 나누어 주는 단계로써 이때 만들어진 새로운 수를 편의상 절삭력 상수라 칭하기로 한다.

$$P_{xj} = \frac{F_{xj}}{F_{xavg}} \quad (1)$$

P_{xj} : j번째 데이터의 X방향의 절삭력 상수
 F_{xj} : j번째의 X방향의 절삭력
 F_{xavg} : X축 방향의 평균 절삭력

3. 실험장치 및 실험방법

본 실험에서 사용한 절삭 가공 재료는 대표적인 금형재인 STD11강을 사용하였다. 절삭실험을 위하여 STD11 시편의 가공경화된 부분을 band sawing machine을 사용하여 제거하고 시편을 $150 \times 65 \times 16^T$ mm의 규격으로 절단하였

고 시편을 고정시키기 위한 지그(jig)에 결합될 수 있도록 드릴링(drilling) 작업을 통해 재가공하였다. 가공후 경도 $HRC50$ 로 열처리하였다. 세라믹 공구는 충격에 약하므로 더블 네거티브(Double negative)형 밀링 커터와 노즈 반경 12인 인서트를 사용했다. 공구는 Si_3N_4 를 주성분으로 하는 ceramic 공구(SNGN120412)를 사용하였다.

Table 1 The chemical composition of STD11

Chemical composition(%)								Hardness (HRC)
C	Si	Mn	P	S	Cr	Mo	V	
1.4~1.6	0.4	0.6	0.03	0.03	11~13	0.8~1.2	0.2~0.5	50

만능밀링머신을 사용하여 절삭을 수행하였으며 절삭력 측정을 위해 압전기식 공구동력계 (tool dynamometer, KISTLER 9257B)를 사용하였고, 공구동력계에서 나온 신호를 증폭하기 위해서 증폭기(charge amplifier, KISTLER 5017A)를 사용하였다.

증폭기를 거친 절삭력 신호는 A/D converter를 통하여 1.5~2 kHz로 샘플링하여 486 PC에 저장되었다. 저장된 신호는 각종 프로그램을 통하여 분석, 처리되고 이로부터 소개한 전처리 방법을 거쳐 신경회로망에까지 사용된다. 절삭가공 후 공구의 이상 상태 여부를 확인하고 마모의 측정을 위해 공구 현미경(tool makers' microscope)을 사용하였다. Fig. 2는 본 실험에서의 사용된 각 장비의 세부적인 배치와 획득된 신호의 처리과정을 나타내고 있다.

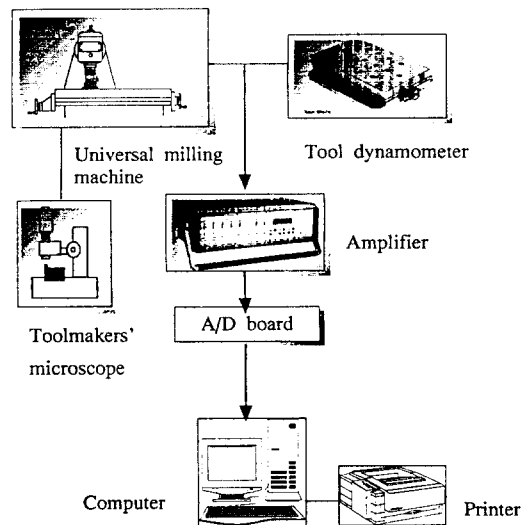


Fig. 2 The experimental apparatus and flow of signal

절삭조건은 Table 2에 나타나 있다.

공구수명 판단 기준은 예비 실험을 통해 표면거칠기가 급격하게 나빠지는 최대 여유면 마모폭(VB_{max}) 0.3 mm로 사용하였다.

Table 2 The experimental condition

RPM	520	715	990
Cutting Speed(m/min)	163	224	311
Feed speed(mm/min)	41, 87, 127		
Feed rate(mm/rev)	0.08	0.06	0.04
	0.17	0.12	0.09
	0.24	0.18	0.13
Depth of cut(mm)	0.3		
Environment	Dry		
Cutting method	Center milling		

4. 실험결과 및 고찰

H_RC 50의 고경도 재료를 세라믹 공구를 사용하여 절삭했을 때 세라믹 공구의 특성과 단속절삭 작용으로 인한 영향 때문에 공구에는 칩핑(chipping), 노치 마모(notch wear), 갑작스러운 파손(fracture)등이 주류를 이루었다. 공구의 여러 손상들은 대부분 복합적으로 발생하며 공구 수명을 판단하는 중요한 인자이다.

Fig. 3은 주축회전수(RPM)가 715, 이송속도(feed speed)=127 mm/min, 절삭깊이(a_p)=0.3 mm 일 때의 평균 절삭력과 마모의 진전을 보여주고 있다. 그림에서 보는 바와 같이 공구의 최대 여유면 마모(VB_{max})가 진전할 때 절삭력도 비례적으로 상승함을 알 수 있다.

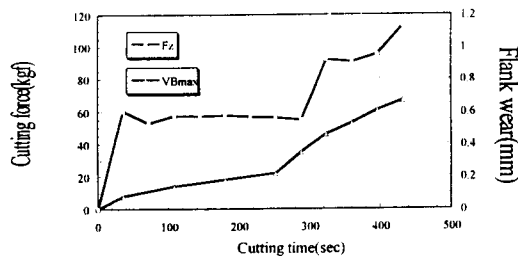


Fig. 3 Average cutting force and increasing of flank wear (RPM=715, f=127, a_p=0.3)

Fig. 4는 RPM=520, feed speed=87 mm/min, a_p=0.3 mm로 가공중 공구의 심한 파손이 발생했을때의 절삭력 신호이다.

밀링에서의 절삭력 레벨이 절삭조건에 따라 심하게 변하는 것은 주지하는 사실이다. 그래서 신경회로망에 직접 입력하기가 매우 까다로운데 본 연구에서는 획득된 신호를 전처리하여 신경회로망에 입력하였다.

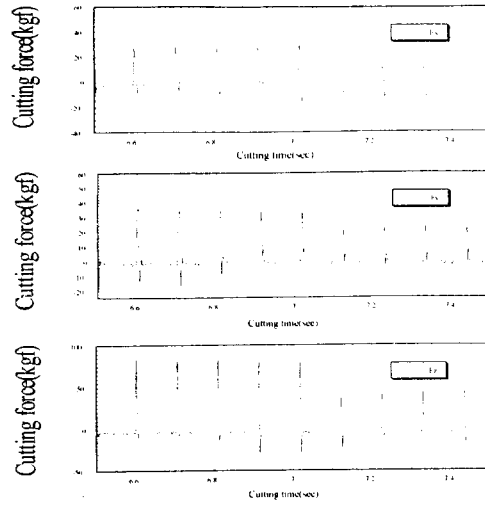


Fig. 4 Cutting force signal of sudden tool breakage (RPM=520, f=87, a_p=0.3)

Fig. 5는 feed speed = 87 mm/min 로 일정할 때 RPM이 변함에 따라 전체적인 절삭력의 레벨이 달라짐이 나타나 있다. RPM이 증가할수록 전체적인 절삭력의 레벨이 높아지고 있다. 따라서 절삭력 신호를 그대로 신경회로망에 입력하여 처리하는 데는 많은 시간이 낭비될 뿐만 아니라 처리하기도 쉽지 않다. 그래서 전처리 과정이 필요하게 된다.

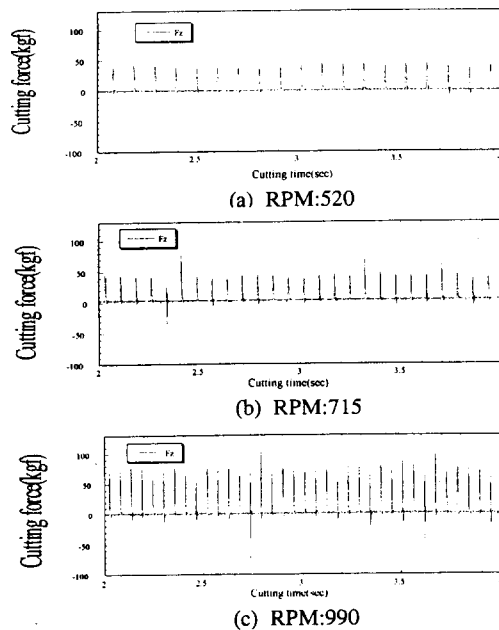


Fig. 5 The change of cutting force level with varying cutting condition, RPM(f=87)

앞서 이론부에서 전개한 대로 전처리 방식을 사용했을 때의 얻어지는 절삭력 상수를 이용한 그래프가 Fig. 6에서 보여진다.

실험에 사용된 신경회로망은 2개의 은닉층을 가진 5-7-7-1의 BP(backpropagation) 신경회로망이 사용되었다. 입력층에는 x, y, z 각 방향의 절삭력상수가 입력되고, 나머지 2개의 노드는 주축회전수(RPM)와 이송속도(feed speed)가 일반화되어 입력된다. 출력층은 1개의 노드를 가지는데 0에 가까운 값은 공구의 정상상태를 의미하며, 1에 가까운 값은 공구의 $VB_{max}=0.3$ 에 이르는 마모나 파손등이 일어났음을 예측하게 된다.

Table 3에는 신경회로망의 학습에 쓰인 패턴들이 제시되었다. 학습이 이뤄진 후 신경회로망에 결과를 모르는 미지의 데이터를 입력하여 그 출력을 살펴보았다.

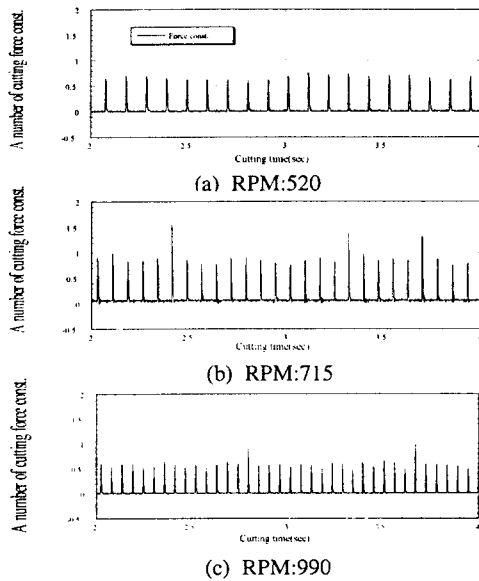


Fig. 6 The graph of preprocessed data with different cutting condition, RPM($f=87$)

Fig. 7은 RPM=990, $f=87$, $a_p=0.3$ 의 조건에서 획득한 절삭력신호를 처리하여 신경회로망에 입력한 출력을 나타내고 있다.

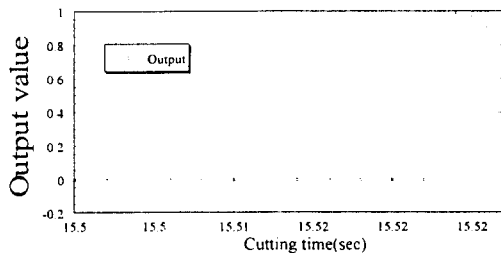


Fig. 7 Output data of neural network vs. cutting time (RPM=990, $f=87$, $a_p=0.3$)

Table 3 Input data for training a network

RPM	Feed speed (mm/min)	Data					
		Input					Output
520	41	0.86	1.36	1.38	1.0	0.5	1
		0.60	0.70	0.60	1.0	0.5	0
		0.80	0.89	0.97	1.0	0.5	1
		0.48	0.40	0.52	1.0	0.5	0
	87	1.40	1.00	1.22	1.0	0.5	1
		0.45	0.39	0.47	1.0	1.0	0
		1.79	1.88	1.35	1.0	1.0	1
		2.00	1.60	1.50	1.0	1.0	1
		127	0.59	1.80	0.34	1.0	1.5
0.62	0.86		1.59	1.0	1.5	1	
0.38	0.56		0.47	1.0	1.5	0	
0.89	0.80		1.04	1.0	1.5	1	
715	41	0.59	1.80	0.34	1.5	0.5	1
		0.62	0.86	1.59	1.5	0.5	1
		0.38	0.56	0.47	1.5	0.5	0
		0.89	0.80	1.04	1.5	0.5	1
	87	0.79	0.80	1.06	1.5	1.0	0
		0.77	0.52	1.74	1.5	1.0	1
		1.30	1.13	1.33	1.5	1.5	0
		1.40	1.15	2.00	1.5	1.5	1
		1.30	0.90	0.90	1.5	1.5	0
990	41	0.50	1.09	0.45	2.0	0.5	0
		0.63	1.24	0.84	2.0	0.5	0
		0.40	0.51	0.60	2.0	0.5	0
		1.50	1.25	1.29	2.0	0.5	1
	87	0.56	0.68	0.50	2.0	1.0	0
		0.28	0.68	0.40	2.0	1.0	1
		1.70	1.43	1.46	2.0	1.0	1
		1.79	1.50	1.62	2.0	1.5	1
		0.64	0.92	0.73	2.0	1.5	0
127	1.80	1.80	1.20	2.0	1.5	1	

Fig. 8은 정상상태일때, 절삭력은 실험시 들어오는 잡음 등에 의해 비교적 고르지 못한 신호를 보이는 반면 신경회로망은 고른 데이터 분포를 보임으로써 정상상태임을 확연히 드러내었다.

Fig. 9는 RPM=990, $f=41$, $a_p=0.3$ 일 때의 절삭력과 신경회로망의 출력값을 보여준다. 즉, 공구가 마모함에 따라 절삭력그래프는 약간의 상승을 보일 뿐이지만 신경회로망은 갑자기 1근처로 튀어오르는 값을 가지며 공구마모 및 파손을 명확히 예측가능하게 하였다.

5. 결 론

절삭력과 신경회로망을 이용하여 밀링에서의 공구 상태 변화를 감시하는 감시하는 방법을 제안하였다. 이번 연구를 통하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

달해짐에 따라 1에 가까운 값들을 출력함으로써 간접적으로 공구 상태를 감시하기에 충분하였다.

- 4) 절삭력 센서에 의한 신호를 신경회로망에 의해 처리한 결과에서 신경회로망은 생산 현장의 자동화, 무인화에 실제적인 적용 가능성이 있음을 보여 준다.

참 고 문 헌

- [1] Y. Altintas, I. Yellowley : In-Process Detection of Tool Failure in Milling Using Cutting Force Models, ASME Journal of Engineering for Industry, Vol. 111, May. 1989, pp. 149-157.
- [2] S. Rangwala, D. Dornfeld : Sensor Integration Using Neural Networks for Intelligent Tool Condition Monitoring, Trans. of the ASME, pp.219-228, 1990.
- [3] Y. S. Tarn, Y. W. Hsieh, S. T. Hwang : Sensing Tool Breakage in Face Milling with A Neural Network, Int. J. Mach. Tools Manufact., Vol. 34, No. 3, pp. 341-350, 1994.
- [4] Metal Cutting Principles ; Clarendon press.OXFORD 1984, MILTON C. SHAW
- [5] 金屬切削理論 ; 東明社, 徐南燮저.
- [6] J. H. Tam, M. Tomizuka : On-Line Monitoring of Tool and Cutting Conditions in Milling, ASME Journal of Engineering for Industry, Vol. 111, Aug. 1989, pp. 206-212.
- [7] N. H. Cook : Tool Wear and Tool Life, Transactions of The ASME, November, 1972.
- [8] 신경망 이론과 응용 I (Neural Networks Theory and Applications), 김대수, 1992.
- [9] Y. Altintas, I. Yellowley and J. Tlustý : Detection of tool breakage in milling, ASME, 110, pp. 271-277, 1988.
- [10] T. J. Ko, D. W. Cho : Cutting state monitoring in milling by a neural networks, Int. J. Mach. Tools Manufact., 1993.
- [11] Choon Seong Leem, D. A. Dornfeld, S. E. Dreyfus : A Customized Neural Network for Sensor Fusion in On-Line Monitoring of Cutting Tool Wear, ASME Journal of Engineering for Industry, Vol. 117, May. 1995, pp. 152-159.
- [12] Internet, URL : <ftp://ftp.sas.com/pub/neural/FAQ.html>

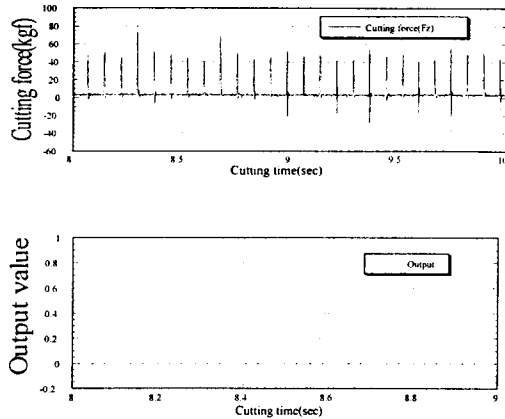


Fig. 8 Output data of neural network vs. cutting time (RPM=520, $f=87$, $a_p=0.3$)

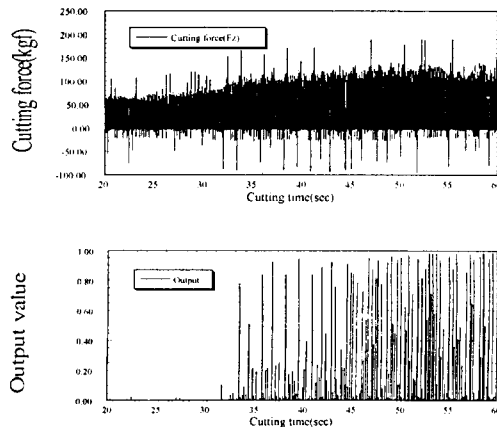


Fig. 9 Output data of neural network when tool damage was occurred (RPM=990, $f=41$, $a_p=0.3$)

- 1) 절삭력센서를 통한 신호를 이용하여 공구의 상태를 예측할 수 있다. 마모시 절삭력이 증가하였으며 특히 파손의 경우에는 갑자기 감소하는 신호를 얻을 수 있다.
- 2) 신경회로망에서 적절한 입력 데이터를 작성하기 위하여 전처리 과정이 필요하다. 본 연구에서는 순수 절삭신호에 대한 평균을 이용하는 새로운 방식의 전처리 방법을 사용했으며 매우 효과적이었다.
- 3) 신경회로망 처리에 의하여 공구의 이상상태를 감지해 낼 수 있다. 공구의 마모가 진전하여 수명에 도