

선삭가공시 절삭조건에 의한 Chip형태의 분류와 예측에 관한 연구

심 기 중,* 정 진 용,* 오 석 형,** 서 날 설***

A Study on the Classification and Prediction of the Chip Type under the Specified Cutting Conditions in Turning

G. J. Sim,* C. Y. Cheong,* S. H. Oh,** N. S. Seo***

ABSTRACT

In recent years, the rapid development of the machine tool and tough insert has made metal removal rates increase, and automatic system without human supervision requires a higher degree reliability of machining process. Therefore the control of chips is one of the important topics which deserves much attention.

The chip classification was made based upon standard deviation of the mean cutting force measured by a tool dynamometer. STS304 was chosen as the workpiece which is known as the difficult-to-cut material and mainly saw-toothed chip produced, and the chip type according to the standard deviation of mean cutting force was classified into five categories in this experiment.

Long continuous type chip which interrupts the normal cutting process, and damages the operator, tool and workpiece has low standard deviation value, while short broken type chip, which is favourable chip for disposal, has relatively large standard deviation value.

In addition, we investigated the possibility that the chip type can be predicted analyzing the relationship between chip type and cutting condition by the trained neural network, and obtained favourable results by which the chip type can be predicted with cutting condition before cutting process.

Key words : difficult-to-cut material(난삭재), standard deviation(표준편차), chip type(칩형태), neural network(신경회로망)

* 전북대학교 기계공학과 대학원

** 군산대학교 기관학과

*** 전북대학교 기계공학과

1. 서 론

최근들어 공작기계의 급속한 발전은 절삭작업의 자동화와 무인화를 가능하게 만들었으며 이에따라 절삭가공의 완전한 무인화를 실현하기 위해서는 절삭가공중 발생하는 각종 이상상태를 in-process로 감시하고 검출하는 것이 매우 중요하게 되었다. 이상상태는 절삭공구의 마모나 파손,^(1,2) 채터진동의 발생,⁽³⁾ 절삭가공에 방해를 주는 절삭칩^(4,5)등을 들 수 있으며 이같은 현상을 검출하기 위한 많은 연구가 활발히 진행되고 있다.

공작기계의 고속화와 강인한 인서트의 개발은 생산성의 증가를 가져오는 단위 시간당 칩의 생산량을 증가시켜 칩 처리 문제를 제기하기에 이르렀다. 특히 연속칩의 경우 가공물, 공구, 작업자 등 절삭가공 시스템 전반에 큰 손상을 줄 수 있다. 자동화나 무인화된 절삭가공 시스템에서 절삭공정을 방해하는 연속칩의 제어는 필수적이라 할 수 있다. 절삭가공중 칩형태를 감시하여 연속칩의 발생시 칩처리가 양호하게, 절단되는 절삭조건으로 전환될 수 있는 시스템이나 칩형태의 예측에 대한 연구와 개발의 필요성이 절실히 요구되고 있으나 아직은 미진한 단계이다. 본 연구에서는 내식성, 내마모성, 내열성 및 기계적 성질이 우수하나 절삭시 가공 경화성이 크고, 열전도성이 불량하며, 공구재료와 응착이 쉬워 난삭재로 알려지고 톱니형 연속칩이 주로 발생하는 STS304를 선택하여 절삭실험을 하였다. 절삭조건과 절삭력을 이용하여 칩형태를 분류하였으며, 절삭가공중에 칩형태를 검출하고 예측할 수 있는 가능성에 대하여 연구하였다.

classification	chip types	chip form	remarks
1 type	continuous, straight, smart chips		unfavourable
2 type	short continuous chips		
3 type	short chips		preferred
4 type	arc chips		
5 type	dental chips		favourable

Fig. 1 Classification of the chip types

2. 칩형태 분류 및 데이터 처리방법

2.1 칩형태 분류

절삭중 칩은 절삭인자들의 복합된 영향을 받아 생성되며 따라서 칩의 형태를 예측·분류하는 것은 매우 어려운 문제이다. 본 실험에서 발생한 칩은 와셔 형태로 연속적으로 나오는 경우 공구와 가공물에 부딪치거나 칩 자체의 무게 증가로 변형을 받고 꺾여져 절단된다. 칩 분류는 ISO3685의 칩분류에⁽⁶⁾ 근거하여 실험에서 주로 발생한 5종으로 하였으며 Fig. 1과 같다. Fig. 1에서 1번 형태는 공구나 공작물에 영커 작업자에게 위협하고 공작기계, 공구, 가공물에 손상을 주는 연속형칩이며, 2~4번 형태는 처리성이 양호한 칩이고 5번 형태는 너무 짧거나 단단하여 비산시 작업자나 공작기계의 운동부에 영향을 주고 가공물이나 공구에도 손상을 주는 칩이다.

2.2 절삭력 표준편차

표준편차는, 자료의 분포상태를 나타내는 방법중 많이 이용되는 방법으로 평균값이 측정데이터의 크기를 나타내는데 비하여 데이터의 변동성을 나타내는데는 표준편차값을 사용한다. 실험에서 측정한 절삭력의 형태가 Fig. 2와 같이 일정치 않고 절삭력은 절삭가공 상태를 민감하게 나타내는 요소중 하나이므로, 이런 절삭력의 모집단(population)으로 구한 표준편차값을 이용하여 칩형태를 분류하였다.

표준편차값(s)은 다음과 같이 표현된다.

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n}}$$

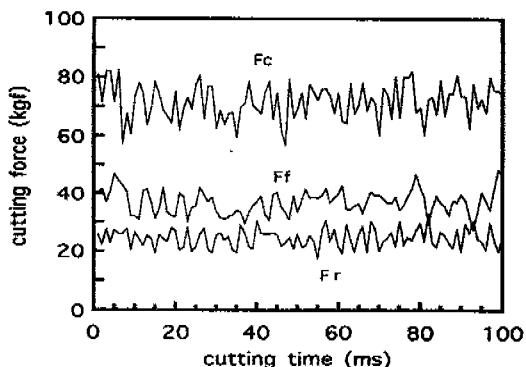


Fig. 2 Cutting force signals

- n : 데이터 전체의 개수
 x_i : i 번째 데이터의 크기
 \bar{x} : n 개(전체) 데이터의 평균

2.3 신경회로망 기법^(1-2,7-10)

신경회로망은 Fig. 3과 같이 입력층, 숨은층, 출력층으로 구성되어 있는 다층신경회로망이 패턴분류를 위하여 사용된다. 숨은층과 출력층은 처리유니트와 연결고리를 가지고 있으며 여기에는 고유의 연결강도를 지니고 있다. 노드라고 불리우는 처리유니트는 강도를 곱한 각각의 입력값에 바이어스값을 더해서 시그모이드함수를 통과하여 출력력을 만들어낸다. 입력층을 제외하고는 각 노드에 대한 총 입력은 그 전 층의 모든 노드의 출력값에 강도를 곱한 값들이다. 즉 k 층의 j 노드에 대한 총 입력은 식(1)과 같이 된다.

$$\text{net}_j^k = \sum_{i=1}^m w_{ji}^k o_i^{k-1} \quad (1)$$

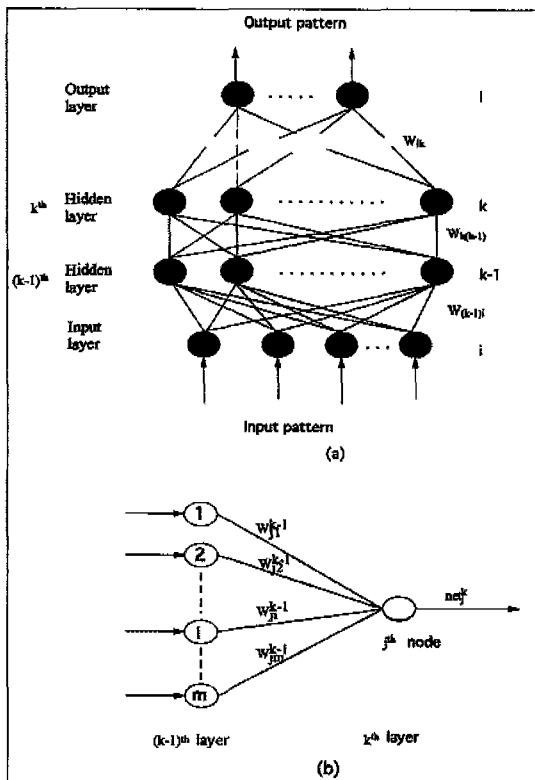


Fig. 3 (a) Multilayer perceptron architecture,
(b) Inputs and weightings for j^{th} node in k^{th} layer

여기서, m : $(k-1)$ 번째 층의 노드수
 w_{ji}^k : $(k-1)$ 번째 층의 i 번째 노드에서 k 번째 층의 j 번째 노드 사이의 연결강도
 o_i^{k-1} : $(k-1)$ 번째 층의 i 번째 노드의 출력
 따라서 k 층의 j 노드에서의 출력은 식(2)와 같다.

$$o_j^k = \frac{1}{1 + e^{-(\text{net}_j^k + \theta_j^k) / \theta_0}} \quad (2)$$

식(2)에서 계수 θ_j 는 바이어스 값이며 θ_0 는 활성함수(activating function)인 시그모이드(sigmoid)곡선의 형태를 결정하는 형태상수(shape factor)다. 시그모이드 함수는 Fig. 4와 같다. 일반화된 엘타규칙은 수학적 모형화 작업시 알고리즘의 적용이 곤란한 문제를 학습을 통하여 해결할 수 있는 장점을 가지고 있다. 숨은층에서의 노드의 출력을 식(2)로 계산하고 출력단에서의 출력을 계산한 후 식(3)과 같이 주어지는 출력단에서의 각 입력패턴에 따라서 발생하는 추정치의 자승오차함을 평균으로 하는 오차 E 를 최소화하는 방향으로 입력과 출력단 사이의 연결강도와 역치를 수정하는 과정을 반복한다. 일반적으로 출력값은 목표값과 같지 않고, 따라서 평균시스템 오차를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$E = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (t_i^1 - o_i^1)^2 \quad (3)$$

여기서, m : 입력으로 선정한 데이터 패턴수
 t_i^1 : 각 입력패턴에 대한 목표치
 o_i^1 : 각 입력패턴에 따라서 계산된 추정치
 목적함수 식(3)을 연결강도 w_{ji} 에 대해서 최소화시키는 것은 최급강하(steepest-descent) 방법으로 가능하

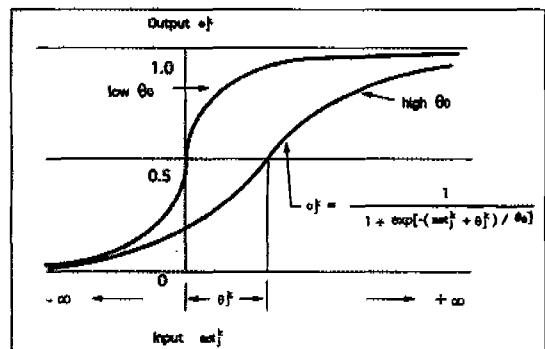


Fig. 4 Sigmoid function with bias(θ_j^k) and shape factor(θ_0)

며 백프로파게이션(backpropagation) 학습알고리즘을 이용하였다. 연결강도는 다음과 같이 개선된다.

$$w_{ji}^k(n+1) = w_{ji}^k(n) + \Delta w_{ji}^k(n) \quad (4)$$

여기서,

$$\Delta w_{ji}^k(n) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}^k} \quad (5)$$

이며 알고리즘식 (4)와 (5)는 단순히 현재의 강도를 최급강하 방향으로 가도록 새로운 강도를 형성하는 것으로 그 정도는 학습률 η 에 의해서 조절된다. η 가 크면 빠른 학습을 가져오나 E가 net_j^k 에 대하여 복잡한 함수인 경우 진동을 유발할 수 있어 이것을 피하기 위해서 모멘텀항을 갖는 수정된 학습식이 도입되었다. 즉,

$$\Delta w_{ji}^k(n+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}^k} + \gamma \Delta w_{ji}^k(n) \quad (6)$$

여기서 $(n+1)$ 은 $(n+1)$ 번째 단계를 나타내는 것이고 γ 는 모멘텀율로서 $(n+1)$ 단계에서 학습되는 강도 W_{ji} 가 n 번째 단계의 값과 심한 차이를 갖지 못하도록 이전단계에서 추정한 W_{ji} 를 현단계에서 이용하는 비율을 나타낸다. 여기서 바이어스 값 θ_j 역시 다른 연결강도와 같이 학습이 된다.

3. 실험장치 및 방법

고속정밀선반을 사용한 선삭에서 절삭력을 측정하기 위하여 공구대 위에 공구동력계를 설치하고 출력된 전압 데이터를 charge 증폭기에서 증폭하고 A/D변환기를 거쳐 IBM-PC486으로 보내어 저장하고 해석한다. 절삭가공 재료는 STS304이며, 진동의 영향을 고려하여 가공을 길이를 250mm이하로 짧게하였다. Fig. 5는 실험에서 사용한 실험장치의 개략도이다.

공구는 코팅초경공구 KT250계열을 사용하였으며, 칩브레이커(KC형)가 있는 경우와 없는(GN) 경우 2종류의 인서트 공구를 사용하고 각각에 대하여 칩형태를 분류하고 비교하였다. 공구설치시 공구의 기하학적 형상은 Table 1에 나타내었고, 절삭조건은 Table 2와 같다.

절삭중 가공물의 표면에 발생하는 가공경화를 고려하여 0.05mm로 수회 전절삭(precutting) 후 Table 2의 조건에서 건식 절삭하여 데이터를 받았다. 절삭속도는

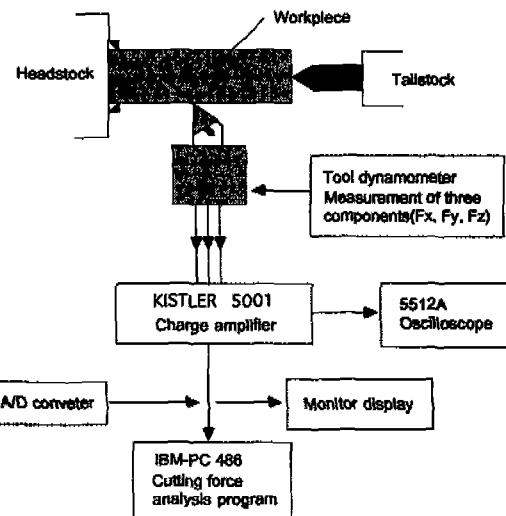


Fig. 5 Block diagram of the data acquisition

가공물의 직경의 변화에 따라 절삭속도가 변하므로 선반 주축의 회전수를 조절하여 $\pm 5\%$ 정도의 오차 범위를 유지하였으며 절삭시 공구의 마모나 파손이 칩형태에 미치는 영향을 고려하여 공구날 하나에 3회의 절삭을 하였다. 절삭 상태가 비교적 안정되었을 때 데이터를 받기 위하여 각 조건에서 절삭은 5~10초 동안 절삭하고 절삭도중 0.5ms마다 1개의 데이터를 0.1초 동안 총 200개의 데이터를 획득하였다. 이 데이터를 절삭력 분석 프로그램을 이용하여 절삭력 표준편차(s)를 구하고 칩형태를 판별하였다.

Table 1 Tool geometry

classification	TPGN	TNG
major cutting edge angle	0°	0°
back rake angle	0°	-4°
effective rake angle	6°	-6°
side relief angle	5°	6°
nose radius	0.4	0.4
inclination angle	0°	-6°

Table 2 Cutting conditions

cutting speed(m/min)	depth of cut(mm)	feed (mm/rev)
50, 100, 150	0.4, 0.8, 1.2	0.05, 0.10, 0.15, 0.25 (0.05, 0.10, 0.25, 0.38)

* ()의 이송은 칩브레이커가 없는 경우

4. 실험 결과 및 고찰

4.1 일반적 절삭특성

실험에서 발생한 칩은 주로 상향만곡이 약간 더해진 횡형만곡의 와셔형 칩형태로 배출된다. 절삭특성 분석은 칩형태 분류에 가장 좋은 특성을 보인 배분력 표준편차값을 이용하였다.

Fig. 6, Fig. 7은 속도 100m/min에서 물림깊이와 이송의 변화에 따른 표준편차값의 변화를 보여주고 있다. 물림깊이가 증가하면 표준편차값이 증가하는 경향을 보이며 이송의 증가에 따라서 값이 크게 증가한다. 특히 침브레이커가 없는 경우 이송 0.25mm/rev 이상, 물림깊이 0.8mm 이상에서 급격한 증가가 보인다. 이것은 작은 이송과 물림깊이에서는 칩이 연속형으로 나오다가 물림깊이와 이송이 커지면서 짧게 분절되는 칩으로 바뀌어 절단시 절삭력이 크게 변동하기 때문인 것으로 추정된다. 또한 그림에서 이송의 변화에 따라 칩의 형태가 크게 변하는 것을 알 수 있고 침브레이커가 없는 경우 작은 이송과 물림깊이에서 연속형칩이 생성되나 침브레이커가 있는 경우 작은 이송과 물림깊이에서도 칩처리성이 좋은 칩이 발생함으로써 침브레이커의 효과가 좋음을 알 수 있다.

Fig. 8은 물림깊이 0.8mm에서 속도와 이송의 변화에 따른 표준편차값의 변화를 보여주고 있다. 절삭력의 일반적인 경향과 같이 속도의 증가와 함께 절삭력 표준편차값이 감소하며 이송이 증가함에 따라 큰 차이가 있다. 칩형태도 속도가 증가하고 이송이 작아짐에 따라 점차 연속형에 가까워진다.

Fig. 9는 같은 절삭속도에서 물림깊이가 클 때 표준편차값이 약간 크지만 속도가 증가하면 모든 물림깊이에서 표준편차값은 감소한다.

이상의 결과에서 속도의 증가는 칩형태의 변화에 큰 영향이 없으며 이송의 증가가 큰 영향을 주어 연속형칩에서 짧게 분절되는 칩으로 된다.

4.2 절삭력의 표준편차값과 칩형태

Fig. 10, Fig. 11은 각각의 칩형태를 분류할 수 있는 절삭력 표준편차값의 범위를 나타낸다.

Fig. 10, Fig. 11에 나타낸 범위로 칩형태를 인식한 경우 86% 이상의 정확성을 얻었고 오차는 작은 이송과 3, 4번 칩의 분류에서 발생하였다. 결과는 Table 3과 같다.

침브레이커가 있는 경우 각 칩형태에 따라 거의 비슷한 분포로 표준편차값이 증가하여 칩형태를 분류하기가 비교적 용이했다. 칩형태가 연속형 칩일 때 절삭력 변동이 작아 작은 표준편차값을 갖는 반면 4번 5번 칩인 경우는 비교적 큰 표준편차값을 나타낸다. 이것은 칩이 짧게 절단될수록 절삭력의 변동이 크다는 것을 나타낸다. 침브레이커가 없는 경우 3가지 칩형태로 (3번과 5번은 거의 발생하지 않음) 분류할 수 있었으며 각 칩형태에 따른 표준편차값의 범위는 침브레이커가 있는 경우에 비해서 넓은 경향을 보이고 있다. Fig. 10과 Fig. 11로부터 가공시 문제를 발생시키는 연속칩인 1번형태의 unbroken chip과 처리가 양호한 broken chip과

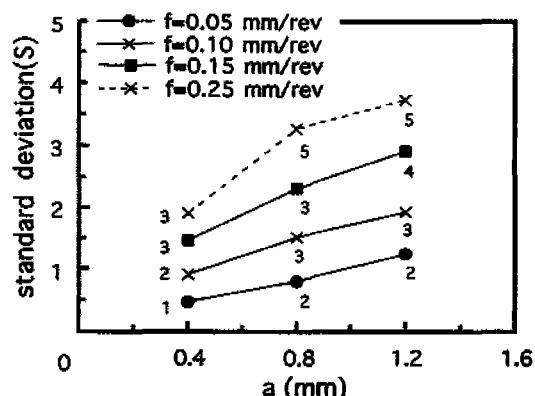


Fig. 6 Standard deviation vs. depth of cut for various feeds
($v = 100 \text{ m/min}$, KC)

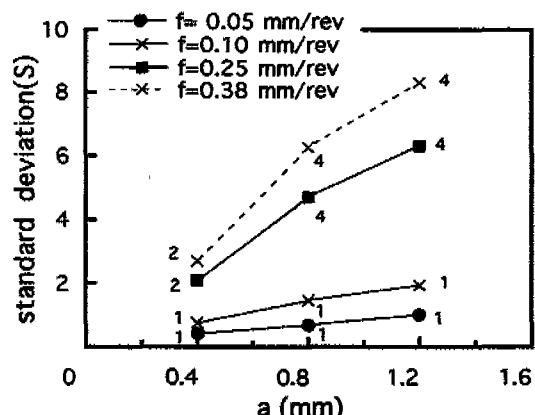


Fig. 7 Standard deviation vs. depth of cut for various feeds
($v = 100 \text{ m/min}$, GN)

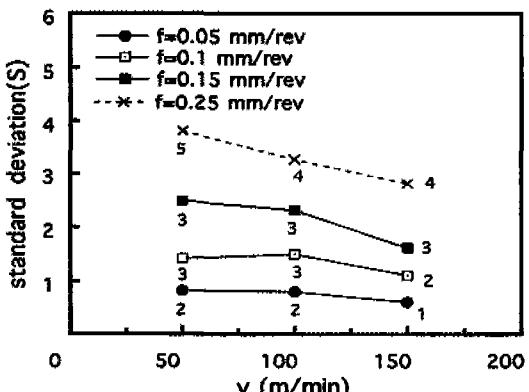


Fig. 8 Standard deviation vs. cutting speed for various feeds
($a = 0.8 \text{ mm}$, KC)

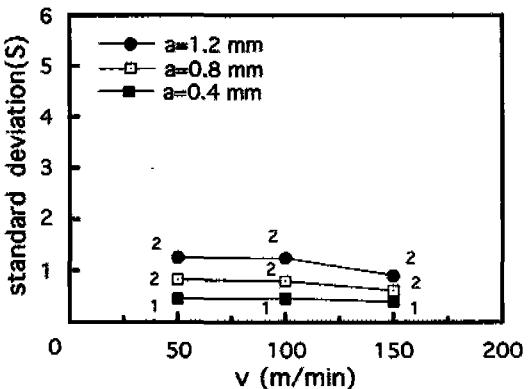


Fig. 9 Standard deviation vs. cutting speed for various depths of cut
($f = 0.05 \text{ mm/rev}$, KC)

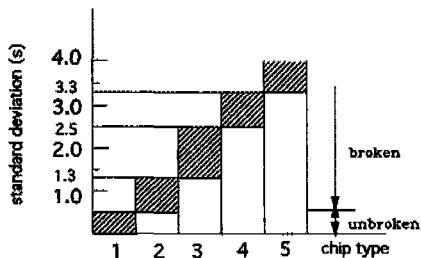


Fig. 10 Standard deviation range relation with chip type (chip breaker)

의 경계를 구분할 수 있다. 그 경계는 칩브레이커가 없는 경우 표준편차값이 2, 칩브레이커가 있는 경우 표준편차값이 0.5 정도이다. 0.1초의 짧은 시간동안 획득한

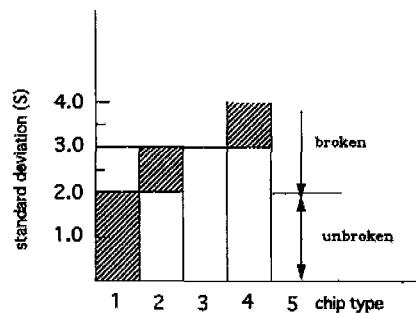


Fig. 11 Standard deviation range relation with chip type (non chip breaker)

Table 3 Performance of cutting force standard deviation

classification	chip breaker	non chip breaker
number of samples	36	36
number of errors	5	4
accuracy percent(%)	86	89

데이터로 실제 육안으로 관찰한 칩형태와 표준편차값을 이용하여 분류한 칩형태 사이의 정확성이 높기 때문에 절삭력 데이터를 실시간으로 처리하면 절삭가공중 칩형태를 근사적으로 판별할 수 있다.

4.3 신경회로망을 이용한 예측 결과

실험에서 사용한 신경회로망의 구조와 입력 조건은 Table 4, Table 5와 같다. 절삭조건은 각각 1, 2, 3으로 coding하여 사용했다.

신경회로망은 실험에서 얻은 절삭조건에 따른 칩형태를 표본으로 학습을 시켰다. 학습은 25개의 패턴을 표본으로 total error 값을 0.02 수준으로 학습시켰으며 학습결과는 Table 6, Table 7과 같다.

학습결과를 이용하여 새로운 절삭조건을 테스트하여 보았다. 테스트 결과는 Table 8과 같다.

신경회로망을 이용하여 절삭조건으로 칩형태를 예측·분류한 결과는 양호하게 나타났다.

Table 8에서 총 25개의 테스트 패턴 중 칩브레이커가 있는 경우 2개, 칩브레이커가 없는 경우 3개 정도를 error로 판정했으며 약 90% 정도의 정확성을 보였다. Table 9, Table 10은 테스트 결과를 보여주며 테스트에서 나타난 값이 0.90이하인 경우를 error로 하였으며, 칩브레이커가 있는 경우 절삭조건 (3, 1.5, 2)나 (1.5, 1, 2)를 칩브레이커가 없는 경우의 절삭조건 (1,

Table 4 Structure of neural networks for training

classification	chip breaker	non chip breaker
number of input units	3	3
number of hidden units	6 (1'st 3, 2'nd 3)	6 (1'st 3, 2'nd 3)
number of output units	5	3
number of hidden layers	2	2
inputs(cutting condition)	3	3
outputs(chip type)	1	1
learning rate η	0.8	0.8
momentum rate γ	0.5	0.5
shape factor θ_0	1.0	1.0

Table 5 Input conditions for learning

cutting conditions	1	2	3
cutting speed(m/min)	50	100	150
feed(mm/rev)	0.05 (0.10)	0.15 (0.25)	0.25 (0.35)
depth of cut(mm)	0.4	0.8	1.2

* ()의 이송은 칩보레이커가 없는 경우

2.5, 3)이나 (2, 2.5, 1) 같은 경우를 error로 보았다. 이 방법을 이용하면 절삭가공 전에 칩형태를 예측할 수 있으며 절삭시 발생하는 절삭력의 표준편차와 보완하여 칩형태를 예측한다면 좀더 신뢰성있는 칩형태의 검출 방법이 될 수 있으리라 생각된다.

5. 결 론

본 실험은 STS304를 2가지 형상의 인서트 공구를 사용하여 선삭가공을 실시하고 가공 중 발생하는 칩형태를 분류·예측하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 절삭력 표준편차로 절삭조건이 칩형태 변화에 미

Table 6 Learning conditions and results(chip breaker)

cutting conditions			actual chip types					chip type of learning results				
cutting speed	depth of cut	feed	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
1	1	1	1	0	0	0	0	0.99	0.01	0	0	0
2	1	1	1	0	0	0	0	0.99	0.01	0	0	0
3	1	1	1	0	0	0	0	0.99	0	0	0	0
2	2	1	1	0	0	0	0	0.98	0.04	0	0	0
2	3	1	0	1	0	0	0	0.97	0	0.02	0	0
3	2	1	0	1	0	0	0	0.01	0.96	0	0	0
1	2	1	0	1	0	0	0	0.98	0.02	0	0	0
1	1	2	0	1	0	0	0	0.95	0.01	0	0	0
1	2	2	0	0	1	0	0	0	0.99	0	0.01	0
1	3	1	0	0	1	0	0	0.03	0.99	0	0	0
2	2	2	0	0	1	0	0	0.03	0.99	0	0	0
1	1	3	0	0	1	0	0	0	0.99	0	0.01	0
3	1	1	0	0	1	0	0	0	0.99	0	0.01	0
3	1	3	0	0	1	0	0	0	0.97	0	0	0
2	1	2	0	0	1	0	0	0	0.99	0	0	0
1	3	2	0	0	0	1	0	0.01	0	0.97	0	0
2	3	2	0	0	0	1	0	0	0	0	0.98	0.01
3	3	2	0	0	0	1	0	0	0	0	0.99	0
2	2	3	0	0	0	1	0	0	0	0	0.98	0.01
3	2	2	2	0	0	0	1	0	0	0.03	0	0.99
3	2	3	0	0	0	1	0	0.02	0	0	0.99	0
1	3	3	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.99
2	3	3	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.99
3	3	3	0	0	0	0	1	0	0	0	0.02	0.97
1	2	3	0	0	0	0	1	0	0	0.01	0	0.98

iteration: 15559 tss: 0.02

Table 7 Learning conditions and results (non chip breaker)

cutting conditions			actual chip types			chip type of learning results		
cutting speed	feed	depth of cut	1	2	4	1	2	4
1	1	1	1	0	0	0.99	0.02	0
2	1	1	1	0	0	0.99	0.01	0
2	2	1	1	0	0	0.99	0.01	0
2	1	2	1	0	0	0.99	0.01	0
2	1	3	1	0	0	0.99	0	0
3	1	3	1	0	0	0.99	0	0.01
3	1	2	1	0	0	0.99	0	0
3	1	1	1	0	0	0.99	0	0
3	2	1	1	0	0	0.99	0	0
1	1	3	1	0	0	0.99	0	0
1	2	3	1	0	0	0.99	0.02	0
1	1	2	1	0	0	0.99	0.01	0
3	3	1	1	0	0	0.99	0	0
2	3	1	0	1	0	0.02	0.97	0.01
1	2	2	0	1	0	0.01	0.99	0.02
1	2	1	0	1	0	0.03	0.97	0
1	3	1	0	1	0	0.01	0.97	0.02
1	3	3	0	0	1	0	0.03	0.99
3	2	2	0	0	1	0	0	0.97
3	3	3	0	0	1	0	0.01	0.99
1	3	2	0	0	1	0	0.04	0.97
2	2	3	0	0	1	0.01	0	0.97
2	3	3	0	0	1	0	0.01	0.99
2	2	2	0	0	1	0	0	0.99
2	3	2	0	0	1	0	0.01	0.99

iteration: 662 tss: 0.02

치는 영향을 확인한 결과 칩브레이커가 있는 경우와 없는 경우 모두 이송의 영향이 가장 크고 칩브레이커의 효과는 양호하여 작은 이송과 물림깊이에서도 칩처리성이 개선되었다.

2. 절삭력의 표준편차값을 이용하여 칩형태를 86% 정도로 양호하게 분류할 수 있으며, 절삭에 문제가 되는 연속형칩(unbroken chip)과 처리성이 좋은 짧게

분절되는 칩(broken chip)으로 구별할 수 있는 절삭력 표준편차값은 칩브레이커가 없는 경우 2, 칩브레이커가 있는 경우 0.5이다.

3. 신경회로망을 이용한 칩형태의 예측에서 total error를 0.02로 학습하여 임의의 절삭조건을 실험해 본 결과 칩브레이커가 있는 경우 약 92%, 칩브레이커가 없는 경우 88%의 정답률을 얻었다.

Table 8 Performance of neural networks

classification	chip breaker	non chip breaker
number of learning patterns	25	25
number of test patterns	25	25
number of errors	2	3
accuracy percent(%)	92	88

참고문헌

1. K. Iwata, "Estimation of Cutting Tool Life by Processing Tool Image Data with

Table 9 Test results (chip breaker)

cutting conditions			test results					actual chip types
cutting speed	depth of cut	feed	1	2	3	4	5	
1	3	1	0	0.03	0.99	0	0	3
1	2	3	0	0	0.01	0	0.99	5
3	3	1	0	0.99	0.01	0	0	2
3	2	2.5	0	0.02	0	0.99	0	4
3	1	1	0.99	0	0	0	0	1
2	2.5	3	0	0	0	0.02	0.99	5
1	1.5	1	0.99	0.03	0	0	0	1
1	1.5	2	0	0.99	0.02	0	0	2
1	1.5	3	0	0	0.99	0	0.05	3
2	1.5	1	0.99	0.01	0	0	0	1
2	1.5	2	0	0.01	0.99	0	0	3
2	1.5	3	0	0	0.99	0	0.01	3
3	1.5	1	0.99	0.03	0	0	0	1
3	1.5	2	0	0.20	0.67	0	0	3
3	1.5	3	0	0.02	0	0.99	0	4
1.5	1	1	0.99	0.01	0	0	0	1
1.5	1	2	0	0.27	0.84	0	0	3
1.5	1	3	0	0	0.99	0	0.01	3
1.5	2	1	0.99	0.03	0	0	0	1
1.5	2	2	0	0	0.99	0	0.01	3
1.5	2	3	0	0	0	0	0.99	5
1.5	3	1	0	0.99	0.02	0	0	2
1.5	3	2	0	0	0	0.99	0	4
1.5	3	3	0	0	0	0	0.99	5
1	1	1.5	0.99	0.02	0	0	0	1

neural network", Annals of the CIRP, Vol. 42/1, pp. 59-62, 1993.

2. David A. Dornfeld, M. F. Devries, "Neural Network Sensor Fusion for Tool Condition Monitoring", Annals of the CIRP, Vol. 39/1, pp. 102-105, 1990.
3. M. Wang, J. Y. Zhu, Y. Z. Zhang, "Fuzzy Pattern Recognition of the Metal Cutting States", Annals of the CIRP, Vol. 34/1, pp. 133-136, 1985.
4. W. Kluft, W. konig, C. A. van Luttervelt, K. Nakayama, A. J. Pekelharing, "Present Knowledge of Chip Control",

Annals of the CIRP, Vol. 28/2, pp. 441-455, 1979.

5. J. L. Andreassen, L. De Chiffre, "Automatic Chip-Breaking Detection in Turning by Frequency Analysis of Cutting Force", Annals of the CIRP, Vol. 42/1, pp. 45-48, 1993.
6. J. Fei, I. S. Jawahir, "A New Approach for Chip-Form Characterization in Metal Machining", Processing of the First S. M. WU Symposium on Manufacturing Science, pp. 11-17, 1994.
7. 정성종, "적응제어 수치제어 시스템의 개발(I)",

Table 10 Test results (non chip breaker)

cutting conditions			test results			actual chip types
cutting speed	feed	depth of cut	1	2	4	
1	0.5	1	0.99	0.02	0	1
1	0.5	2	0.99	0.01	0	1
1	0.5	3	0.99	0	0	1
2	0.5	1	0.99	0.02	0	1
2	0.5	2	0.99	0.01	0	1
2	0.5	3	0.99	0	0	1
3	0.5	1	0.99	0.01	0	1
3	0.5	2	0.99	0.01	0	1
3	0.5	3	0.99	0	0	1
3	2	3	0	0.01	0.99	4
3	2	2	0	0	0.97	4
2.5	2	2	0	0	0.98	4
3	1.5	3	0	0	0.98	4
3	2	1.5	0.92	0	0.07	1
2.5	1	2	0.99	1	0	1
2	1.5	2	0.92	0	0.11	1
2	2.5	2	0	1	0.99	4
2	1	2.5	0.99	0	0	1
0.5	2	3	0.06	0.96	0	1
1.5	2	3	0.92	0	0.10	1
1	2.5	3	0	0.66	0.28	2
1	2	2.5	0.35	0.58	0	2
2	0.5	2	0.99	0.01	0	1
1	2.5	1	0.01	0.98	1	2
2	2.5	1	0.26	0.69	0	2

- 대한기계학회논문집, 제16권, 제7호, pp.1223-1233, 1992.
8. 고태조, 조동우, “밀링공정의 적응모델링과 공구마모 검출을 위한 신경회로망 적용”, 한국정밀공학회지, 제11권, 제1호, pp.138-149, 1994.
9. James A. Freeman, David M. Skapura, “Neural Networks”, Addison-Wesley Publishing Company, pp.89-125, 1991.
10. 김대수, “신경망 이론과 응용(I)”, 하이테크정보, pp.91-117, 1994.