

인공 신경망을 이용한 절삭력 간접 측정 Indirect Cutting Force Estimation Using Artificial Neural Network

최지현(서울대 대학원), 김종원(서울대 기계설계학과)
Ji-Hyun Choi(Graduate School, Seoul Nat'l Univ), Jongwon Kim(Seoul Nat'l Univ)

ABSTRACT

There have been many research works for the indirect cutting force measurement in machining process, which deal with the case of one-axis cutting process. In multi-axis cutting process, the main difficulties to estimate the cutting forces occur when the feed direction is reversed. This paper presents the indirect cutting force measurement method in contour NC milling processes by using current signals of servo motors. An artificial neural network (ANN) system are suggested. An artificial neural network (ANN) system is also implemented with a training set of experimental cutting data to measure cutting force indirectly. The input variables of the ANN system are the motor currents and the feedrates of x and y -axis servo motors, and output variable is the cutting force of each axis. A series of experimental works on the circular interpolated contour milling process with the path of a complete circle has been performed. It is concluded that by comparing the ANN system with a dynamometer measuring cutting force directly, the ANN system has a good performance.

Keywords milling(밀링 공정), cutting force(절삭력), in-process measurement(공정 중 측정), artificial neural network(인공 신경 회로망)

1. 서론

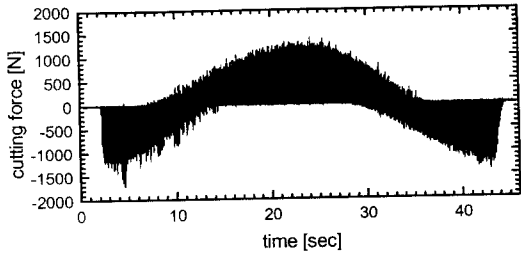
절삭 공정시의 절삭력 측정 시스템은 절삭력의 제어, 공구 파괴 검출 및 이상 진단에 있어 가장 중요한 센서 시스템 중의 하나이다[1-2]. 이와 같은 절삭력 측정 시스템 중 가장 정확하며 널리 사용되고 있는 것은 공구 동력계이다. 하지만, 공구 동력계는 비교적 고가이고 과부하에 약하며, 절삭 스트로크의 제한 및 설치 공간 내에서의 배선 문제 등과 같은 이유로 상용화 하기에는 부적합하다.

이와 같은 단점을 극복하기 위하여 공작기계의 이송 서보 모터의 전류 감지를 통하여 절삭력을 간접적으로 측정하려는 많은 연구들이 수행되었다[3-7]. 이들 연구들은 절삭력이 이송 서보 모터의 전류와 정적인 비례 관계를 가진다는 가정하에 절삭력을 간접 측정하였다. 하지만 실제의 경우 이송계의 서보 모터 전류는 테이블과 소재를 포함한 이송부의 가감속에 의한 전류 성분 및 정지 마찰력을 이기기 위한 전류 성분 등의 동적인 성분이 내재되어 있으므로 절삭력과 전류를 정적인 관계로 파악한 방법을 광범위하게 적용하기에는 한계가 있다. 한 예로서, 머시닝 센터를 이용하여 원호 보간을 하는 원호 밀링 절삭에서의 x 축 및 y 축 속도는 방향과 크기가 연속적으로 변하며 따라서 이에 따른 가감속 성분이 전류

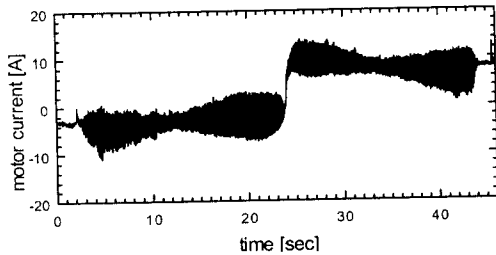
신호에 내재되게 된다. 특히 이송 방향이 바뀌는 구간에서는 마찰력을 이기려는 전류 성분이 커지고 전류의 부호가 갑자기 변화함에 따라서 절삭력과 전류의 정적인 관계가 거의 성립하지 않게 된다. 이와 같은 전형적인 예로서 원호 절삭시의 y 축 절삭력 $f_y(t)$ 와 이송 서보 모터 전류 $i_q(t)$ 를 비교하여 Fig.1에 나타내었다. 이미 밝힌 바와 같이 피드의 방향이 바뀌는 부분에서 매우 큰 차이를 보이고 있다. 따라서 전류 $i_q(t)$ 에서 어떤 적절한 절차 없이 바로 절삭력을 얻어 낸다는 것은 불가능하다. 다축 동시 가공에 있어서 절삭력 간접 측정을 위한 지금까지의 연구는 절삭력과 피드 드라이브 모터의 전류 사이의 정적인 관계만을 고려하기 때문에 더 이상 어떤 유용한 결과를 주지 못한다.

본 연구에서는 이와 같은 문제점을 극복하는 방법으로 인공 신경망을 이용한 절삭력 간접 측정 장치를 제시한다. 인공 신경망 (ANN : Artificial Neural Network) 의 입력 변수로는 x, y 축 서보 모터 전류 신호와 서보 모터의 피드레이트를 사용하며 출력 변수는 각 축 방향 절삭력이다. 인공 신경망은 일단 입력 변수 간의 비선형 관계를 나타낼 수 있도록 훈련된 후, 실제로 측정된 서보 모터 전류와 피드레이트 값들이 이 훈련이 끝난 인공 신경망으로 입력되어 해당하는 절삭력을 얻어 보도록 한다. 이와 같

은 일련의 실험을 통하여 이 인공 신경망이 절삭력을 예측하는 데에 있어서 만족할 만한 성능을 보이고 있음을 알 수 있다.



(a) 공구 동력계로 측정된 y 축 절삭력 $f_c(t)$



(b) y 축에서 측정된 서보 모터 전류값 $i_y(t)$

Fig. 1 동일한 절삭 조건 A 하에서 측정된 y 축 절삭력 $f_c(t)$ 와 전류 $i_y(t)$ 사이의 불일치를 보여 주는 예 : circular interpolated contour milling, half immersion, flat end mill (diameter 20mm, 2 flutes), axial depth-of-cut 2mm, feed rate 300mm/min, steel workpiece, spindle speed 600rpm, cutting path radius 35mm.

2. 신경망을 이용한 절삭력 간접 측정 시스템

이 실험에서 쓰인 인공 신경망의 구조는 다음 Fig. 2. 와 같다. 학습 과정에서 이 신경망의 파라미터들은 측정된 실제 절삭력과 예측되는 절삭력 사이의 오차를 최소화 하도록 계속해서 갱신된다. 이 인공 신경망의 입력은 x 축 및 y 축 서보 모터의 전류 신호 $i_{qx}(t)$, $i_{qy}(t)$ 와 피드레이트 $v_x(t)$, $v_y(t)$ 이며, 전체 시스템의 동적 특성을 반영하기 위해 한 스텝 이전의 신호 $i_{qx}(t-1)$, $i_{qy}(t-1)$, $v_x(t-1)$, $v_y(t-1)$ 를 함께 입력 하도록 한다. 따라서 총 8 개의 입력이 이 인공 신경망으로 들어가게 된다. 이 신경망의 출력은 하나의 노드에서 출력되며 이것은 x, y 축 방향의 절삭력이나 두 축 방향 절삭력의 합력 중 하나를 선택할 수 있도록 한다.

수 차례의 시행을 거쳐서, 비록 x 나 y 축 방향 절삭력이라 하더라도 두 축의 절삭력 사이에 존재하

는 커플링 효과 때문에 혼란을 위한 입력 데이터로는 두 축 방향에서 측정된 전류 신호와 피드레이트가 모두 필요하다는 것이 밝혀졌다. 2 축 동시 밀링 가공 중, x 축 피드 드라이브 시스템에서 발생하는 마찰력은 y 축 절삭력에 의한 영향을 받으며 마찬가지로 y 축 피드 드라이브 시스템에서 발생하는 마찰력은 x 축 절삭력에 의한 영향을 받는다. 따라서 한 축에서 발생하는 서보 모터 전류는 다른 축의 절삭력에 의한 영향을 받는다.

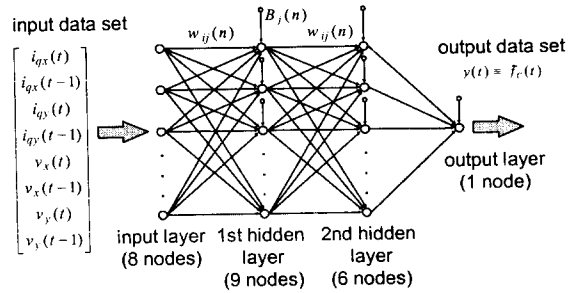


Fig.2 다축 동시 밀링 가공 중의 절삭력 간접 측정을 위한 인공 신경망 구조

또한, 한 스텝 이전의 서보 모터 전류와 피드레이트 신호가 신경망의 성능에 미치는 영향도 매우 중요하다. 한 스텝 이전의 신호들을 입력 데이터 세트에 포함시키면 훈련 중인 신경망 회로의 비선형 매핑을 찾아내는 데 있어서 피드레이트와 서보 모터 전류 신호의 변화율이 고려될 수 있다.

노드 j 의 입력은 다음과 같이 나타내어 질 수 있다.[9]:

$$v_j(n) = \left[\sum_{i=1}^p w_{ij}(n)y_i(n) \right] + B_j(n) \quad (1)$$

여기서, $w_{ij}(n)$: 이전 레이어의 노드 i 와 현재 레이어의 노드 j 사이의 가중치
 $y_i(n)$: 이전 레이어의 노드 i 의 출력

$B_j(n)$: 노드 j 의 문턱값

노드 j 의 출력값 $y_j(n)$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y_j(n) = \varphi_j(v_j(n)) \quad (2)$$

여기서 $\varphi(\cdot)$ 는 노드의 입력과 출력 사이의 전달

함수이며 본 논문에서는 가장 널리 쓰이고 있는 sigmoid 함수를 사용하기로 한다.

$$\varphi_j(v_j(n)) = \frac{1}{1 + \exp(-v_j(n))} \quad (3)$$

인공 신경망의 훈련시의 오차 $e_j(n)$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\varepsilon(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (4)$$

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (5)$$

여기서

$d_j(n)$: 출력 레이어의 노드 j 에 대한 목표값

$y_j(n)$: 출력 레이어의 노드 j 의 회로 출력

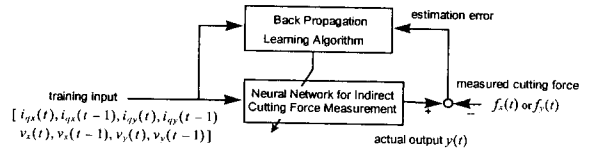
C : 출력 레이어의 모든 뉴론을 포함하는 집합

인공 신경망의 훈련 단계에서 가중치 $w_{ij}(n)$ 나 문턱값 $B_j(n)$ 은 훈련시의 오차 $e_j(n)$ 를 최소로 하도록 계속해서 갱신 된다[10]. 여기서 구성될 인공 신경망은 가장 널리 쓰이면서 실제로 구현 하기도 가장 용이한 오차 역 전파 알고리즘을 기본 구조로 한다. 이 알고리즘은 forward procedure 와 backward procedure 의 두 가지 과정으로 구성 되어 있다. forward procedure 에서는 신경망의 입력 데이터 세트가 입력 레이어의 노드들로 입력되고 이 입력들의 영향이 전 신경망에 걸쳐서 전파된다. 각 레이어의 노드들을 거친 출력값은 결국 출력 레이어에서 출력 노드의 출력의 형태로 나오게 된다. 이러한 과정중에 이 회로망의 파라미터들은 모두 고정되어 있는 상태이며 회로망의 출력은 단순히 이 파라미터들을 이용하여 나오게 된다. 반면에 backward procedure 에서는 회로망의 파라미터들은 모두 error-correction rule 에 따라서 수정되며 오차 신호는 목표값과 회로망의 출력 사이의 차에 의해 식(4)과 같이 발생한다. 오차 신호는 전 회로망에 걸쳐서 입력 레이어 까지 전파되며 이 회로망의 파라미터들은 회로의 출력이 목표값에 다가가도록 수정된다.[8,9]

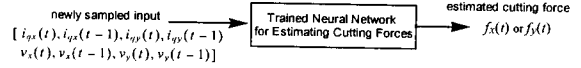
3. 인공 신경망의 실험 결과

실험에서 사용된 인공 신경망의 개념도는 다음 그림 Fig. 3 과 같다. 칼만 필터를 이용한 경우의 데이터와 동일한 실험 데이터가 보다 명확한 비교를 위해 사용되었다. 시행 착오법에 의하여, 인공 신경망의 레이어의 수는 두 겹으로 선정 되었고 각 레이어 안의 노드수는 Fig.2 의 그림과 같이 첫번째 레이어

는 9 개, 두번째 레이어는 6 개로 선정 되었다.

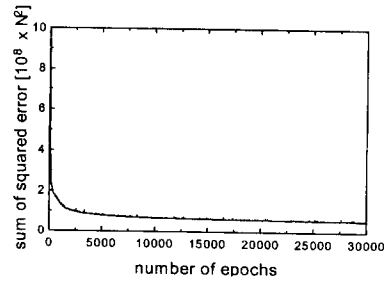


(a) Off-line 훈련 과정



(b) 질삭력 간접 측정을 위한 On-line 평가 과정

Fig.3 실시간 질삭력 측정을 위한 인공 신경망의 개념도



(a) x 축 방향의 질삭력 성분의 오차

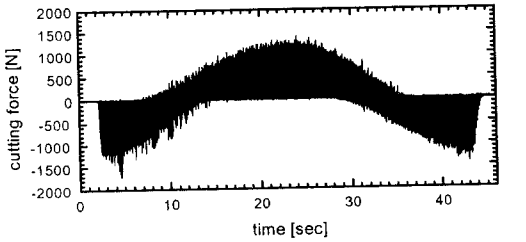
Fig. 4 off-line 훈련 과정 중의 제곱 오차의 합

신경망의 가중치 $w_{ij}(n)$ 와 문턱값 $B_j(n)$ 등과 같은 파라미터들은 훈련시의 오차 $e_j(n)$ 가 목표값 이하로 떨어질 때 까지 갱신 된다. 위의 그림 Fig. 4.에서 볼 수 있듯이 각 축에서 추정된 질삭력의 제곱 오차의 합은 2000 에포크 안에 급격히 줄어 들고 있다.

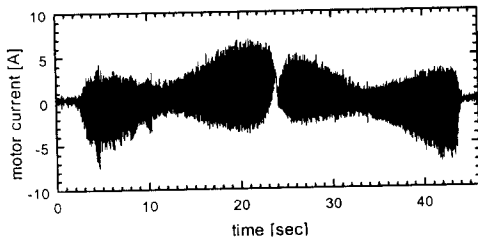
다음에 나타낸 Fig. 5 에서는 인공 신경망을 사용한 경우에 대한 질삭력 추정치를 도시하고 있다. 공구 동력계로 측정한 실제 y 축에서의 질삭력과 그에 해당하는 서보 모터의 전류(마찰력에 의한 성분이 제거된 후의 전류)를 Fig. 5(a)와 Fig. 5(b)에 나타내었다. 질삭 공정은 엔드 밀로 원호 절삭한 경우이므로 (Fig. 1의 절삭 조건 A 참조) y 축 질삭력 그래프의 가운데 부분에서 피드의 방향 전환이 일어난다. 인공 신경망 시스템은 원호 절삭의 전 구간에 대하여 질삭력을 성공적으로 추정해 내고 있다. x 축에 대한 추정 성능이 Fig. 5(d)에서 보여 지고 있다. 이 경우에는 피드의 방향이 두 번 바뀐다.

이제 훈련된 신경망의 함수 보간 성능을 알아 보기 위해 절삭 조건 A 에서 훈련이 끝난 신경망을 파라

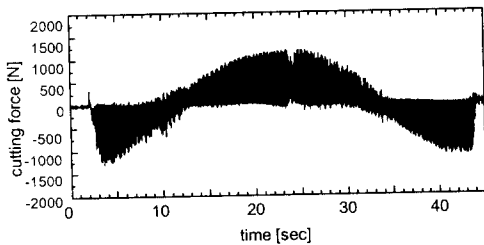
미터는 그대로 유지한 채 또 다른 절삭 조건 B에 적용시켜 본다. 절삭 깊이는 2mm에서 1mm로 줄어들었고 피드레이트는 300mm/min에서 600mm/min로 늘어났다. 절삭하는 원호의 직경은 이전의 절삭 조건 A와 같이 35mm이다.



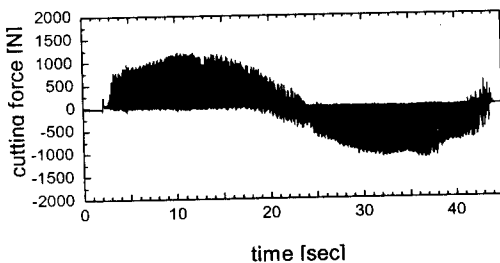
(a) 공구 동력계로 측정된 y축 절삭력 $f_y(t)$



(b) 마찰력 성분을 빼준 y축 서보 모터 전류 $i_y(t)$

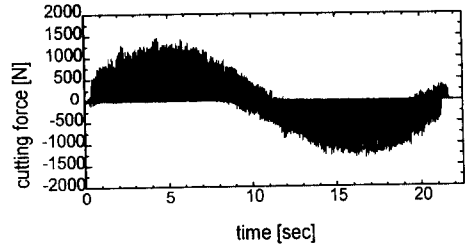


(c) 인공 신경망으로 추정된 y축 절삭력

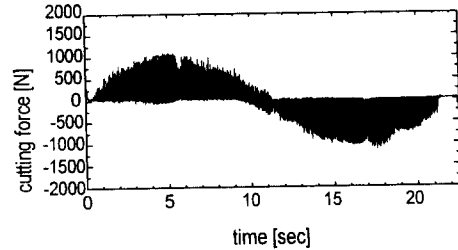


(d) 인공 신경망으로 추정된 x축 절삭력

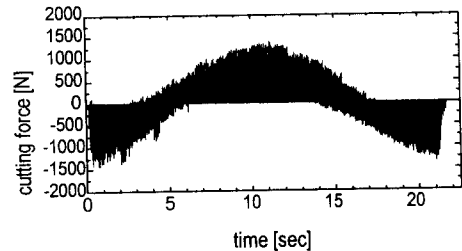
Fig. 5 인공 신경망을 이용한 x,y축 절삭력에 대한 추정치 (Fig.1의 절삭 조건 A에서)



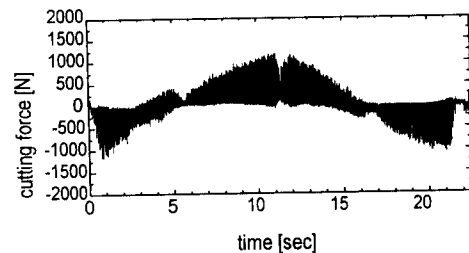
(a) 공구 동력계로 측정된 x축 절삭력 $f_x(t)$



(b) 인공 신경망으로 추정된 x축 절삭력



(c) 공구 동력계로 측정된 y축 절삭력 $f_y(t)$



(d) 인공 신경망으로 추정된 y축 절삭력

Fig.7 절삭 조건 A에서 훈련된 인공 신경망을 또 다른 절삭 조건 B에 적용한 경우의 성능 평가 (절삭 조건 B: circular interpolated contour milling, axial depth of cut 1mm, feed rate 600mm/min. Others are same with the cutting condition A.).

실험의 결과를 Fig. 7에 나타내었다. Fig 7(a)는 공구 동력계를 이용하여 측정된 실제 x축 방향 절삭력이고 인공 신경망을 통해 추정된 x축 방향 절삭

력이 Fig. 7(b)에서 보여지고 있다. 상당히 유사한 결과를 보이고 있음을 알 수 있다. y축 절삭력에 대한 결과는 Fig. 7(c)와 Fig. 7(d)에서 서로 비교 되고 있다.

4. 결론

1. 본 보고서에서는 다축 동시 밀링 가공 시에 사용할 수 있는 절삭력 간접 측정 장치를 개발했다. 피드레이트의 방향이 바뀌는 부분에서는 서보 모터의 전류는 가이드 웨이에서의 마찰에 의해서 급격한 변화를 겪게 된다. 따라서 단순한 서보 모터 전류의 측정만으로는 절삭력을 구할 수 없다.
2. 본 보고서에서는 절삭력 간접 측정을 위해 인공 신경망을 이용하는 방법이 제안 되었다. 이 인공 신경망은 피드 드라이브 모터의 전류 신호와 피드레이트의 실험 데이터에 의하여 훈련된다.
3. 실험은 원호 절삭에 대하여 실행 되었고 인공 신경망의 경우, 피드 드라이브 시스템과 절삭 공정이 비선형성과 다축 절삭시 커플링 효과를 포함하기 때문에 더 나은 성능을 보이고 있다. 이렇게 추정된 절삭력은 공구 동력계로 측정된 실제 절삭력과 상당히 근접한 결과를 내고 있기 때문에 절삭 과정의 컨트롤이나 모니터링에도 직접 사용될 수 있다.
4. 인공 신경망 시스템을 산업 현장에 적용하기 위해서는 이 신경망의 일반화가 가장 중요한 문제라고 할 수 있다. 즉, 어떤 특정한 조건에서 훈련된 신경망이 다양한 절삭 조건과 소재의 재질에 대해서도 적용될 수 있어야 한다. 이러한 인공 신경망의 일반화는 앞으로 더욱 많은 실험을 통하여 연구 되어야 할 부분이다.

참고 문헌

1. Byrne, G., Dornfeld, D., Inasaki, I., Ketteler, G., König, W., Teti, R., Tool Condition Monitoring (TCM) - The Status of Research and Industrial Application, *CIRP Annals*, 44/2, 1995.
2. Tlustý, J., Automatic Supervision in Milling, Automatic Supervision in Manufacturing (ed. Szafarczyk, M.), *Springer-Verlag, London*, 1994.
3. Altintas, Y., Prediction of Cutting Forces and Tool Breakage in Milling from Feed Drive Current Measurement, *ASME Journal of Engineering for Industry*,

114 : 386 - 392, 1992.

4. Lee, J. M., Choi, D. K., Kim, J., Chu, C. N., Real-time Tool Breakage Monitoring for NC Milling Process, *CIRP Annals*, 44/1 : 59 - 62, 1995.
5. Mannan, M. A., Broms, S., Monitoring and Adaptive Control of Cutting Processes by Means of Motor Power and Current Measurement, *CIRP Annals*, 38/1 : 347-350, 1989.
6. Stein, J. L., Colvin, D., Clever, G., Wang, C. H., Evaluation of DC Servo Machine Tool Feed Drives as Force Sensors, *ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, 108 : 279 - 288, 1986.
7. Kim, T. Y., Kim, J., Adaptive Cutting Force Control for a Machining Center by Using Indirect Cutting Force Measurement, *Int. J. Mach. Tools Manufact.* Vol. 36, No. 8, pp.925-937, 1996
8. Haykin, S., *Neural Networks - A Comprehensive Foundation*, Macmillan, New York, 1994
9. Rangwala, S. S., Dornfeld, D. A., Learning and Optimization of Machining Operations Using Computing Abilities of Neural Networks, *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics*, Vol. 19, No.2, 1989.
10. 우중원, 김태용, 김종원 외란 관측자를 이용한 2축 동시 가공시의 절삭력 간접 측정, *한국정밀공학회 '96년도 춘계학술대회논문집*, pp.276-280, 1996.6.