

인공신경망을 이용한 정면밀링에서 이상진단에 관한 연구

김원일*, 이윤경*, 왕덕현*, 강제관*, 김병창*, 이관철#, 정인룡**

A Study on Fault Diagnosis in Face-Milling using Artificial Neural Network

Won-Il Kim*, Yun-Kyung Lee*, Dyuk-Hyun Wang*, Jae-Kwan Kang*, Byung-Chang Kim*,
Kwan-Cheol Lee#, In-Ryung Jung**

ABSTRACT

Neural networks, which have learning and self-organizing abilities, can be advantageously used in the pattern recognition. Neural network techniques have been widely used in monitoring and diagnosis, and compare favourable with traditional statistical pattern recognition algorithms, heuristic rule-based approaches, and fuzzy logic approaches. In this study the fault diagnosis of the face-milling using the artificial neural network was investigated. After training, the sample which measure load current was monitored by constant output results.

Key Words : Fault Diagnosis(이상 진단), Face-Milling(정면 밀링), Artificial Neural Network(인공 신경망), Neuron(뉴런), Training(학습)

1. 서 론

절삭 과정에는 수시로 변화하는 공구의 이상 상태 또는 시스템에서 발생하는 이상 현상들이 많이 발생되면서 엄청난 문제들을 발생하고 있어서 이에 대한 사전 검증 작업이나 예방 대책 등이 필요하고 있다. 특히 절삭 과정 자체는 복잡하며 각종 변수들에 의해 많은 영향을 받는 특성상 이론적으로 정확한 해석을 하기 어려운 단점이 있다. 최근에는 이러한 단점을

보완하기 위한 일환으로 지능형 공작기계 시스템에 대한 개발이나 연구 등이 활발하게 이루어지고 있는데 대표적인 것을 들자면 패턴 분류 장치를 이용한 패턴 인식기, 인간의 두뇌를 모델화하여 자기 학습화와 분류 기능을 갖춘 인공 신경망, 지식이나 경험 등을 바탕으로 하는 전문가 시스템 등을 들 수 있다¹⁾.

이러한 방법 중에 지능형 시스템을 구현하는데 있어 신경 회로망 모델은 자기 학습 기능과 병렬 처리가 가능하고 그리고 기존의 선형적인 문제를 극복하여 비선형적인 문제의 해결, 절삭 과정과 같은 복잡한 계산 문제를 쉽게 접근하는데 뛰어난 능력을 발휘하는 특성을 가지고 있는 장점 때문에 널리 이용하고 있는 실정이다^{2~4)}.

* 경남대학교 기계자동화 공학부
교신저자 : 경남대학교 대학원 기계공학과
E-mail : lkctoyou@msn.com
** 경남대학교 대학원 기계공학과

본 연구에서는 기존의 절삭 과정에 관한 연구들이 발생원인 규명에 국한되어 왔고 절삭 과정에서 생산 시스템의 자동화를 위한 실용화에는 많은 문제점이 내포되고 있는바 판단 불가능하고 애매모호한 데이터의 처리 한계를 가지고 있는 종래의 방식을 보완한 보다 지능화된 자동화 시스템을 구현하기 위해서 인간의 신경 체계를 모델로 하는 인공 신경망을 구현하여 매우 불규칙하고 복잡한 절삭 과정에서의 이상 진단 시스템을 구현하는데 있다.

따라서 정면 밀링을 수행하면서 발생하는 부하 전류를 측정하여 절삭 과정에서 발생할 수 있는 이상 데이터를 컴퓨터의 난수 데이터로 생성하여 입력변수를 구하였다. 여기에서 얻은 이상 데이터를 Visual 시스템 개발 도구를 활용하여 인공 신경망 시스템을 개발한 뒤 이를 분석하고 해석함으로써 인공 신경망을 이용한 밀링 가공의 이상 진단을 하고자 한다.

2. 관련 이론

2.1 인공 신경망 이론

경험과 학습을 바탕으로 새로운 상황에 대처하는 인간의 신경계 신경 세포들의 상호 작용을 규명하는 일은 많은 과학자들에게 매료되어 왔고 생물학적인 신경계를 닮은 인공적인 신경망을 구축하여 감지하고 인식하며 구별하고 판단하는 일에 이용하고자 하는 노력도 끊임없이 진행되어 왔다.

인공 신경망은 생물학적인 신경계에서처럼 뉴런(Neuron)이라는 정보 처리 요소들로 이루어지고 각 뉴런은 활성화 함수를 이용하여 입력 신호를 출력 신호로 변환하며 뉴런 간의 신호 전달은 연결 링크를 통하여 일어나고 링크마다의 가중치에 의해서 전달 강도가 결정된다.

Fig. 1에서는 일반적인 뉴런의 형상을 나타내고 있는데 뉴런은 수상 돌기(Dendrites), 핵(Nucleus), 시냅스(Synapses), 그리고 축색 돌기(Axon) 등의 4부분으로 구성되어 있다. 수상 돌기에서는 뉴런에서 외부 신경 세포로부터 전기 화학적인 신호 형태의 입력 값을 받은 뒤 신경 세포의 핵으로 전달하는 역할을 하며 핵은 세포의 몸체를 조정하는 중앙부로서 수상 돌

기를 통해 전달된 입력 값을 핵에서 종합 처리가 된 후에 축색 돌기로 전달된다.

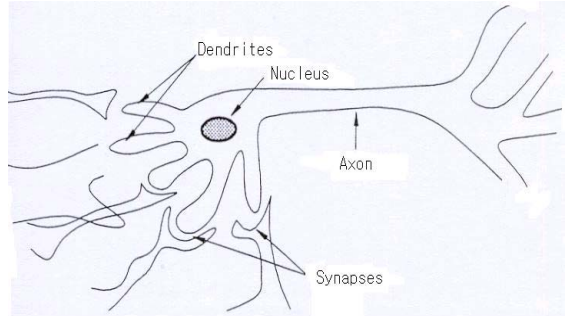


Fig. 1 Neuron geometry

축색 돌기는 핵으로부터 전달된 입력 값을 다른 신경세포로 전달하는 역할을 하고 이 때 전기적인 전하로 바뀌는 입력 값은 축색 돌기와 시냅스를 통해서 다른 뉴런으로 전달하고 있다.

시냅스는 뉴런과 뉴런의 연결부로서 뉴런간의 연결 강도를 나타내고 있고 한 뉴런이 다른 뉴런을 자극 또는 억제시키는 정도인 연결강도에 의해서 신경망의 학습이 이루어지게 된다.

인공 신경망은 이러한 인간의 뇌 신경계의 정신적인 작용과 기능적으로 동일한 시스템을 만드는 것을 목적으로 하고 인간의 지적 작용과 기능적으로 동일한 체계를 통해 실세계의 문제를 해결하는 알고리즘의 범주에 속한다.

입력 정보와 연결선의 가중 값인 결합함수는 입력 정보의 가중된 합(Weighted sum)으로 식 (1)과 같이 표현할 수 있다.

$$net_j = \sum_{i=1}^n W_{j,i} A_i \quad (1)$$

여기서 $W_{j,i}$ 는 뉴런 i 와 뉴런 j 사이의 연결선 가중치이고 A_i 는 뉴런 i 의 활성화된 값이며 n 은 신호가 전달되는 층의 뉴런의 개수가 된다.

식(1)에서 얻어진 결합 함수의 값은 전달 함수인 활성화 함수에 전달되며 일반적으로 j 노드에서 나오는 출력 값 O_j 는 식 (2)로 구할 수 있다.

$$O_j = f(net_j) \quad (2)$$

3. 실험 장치 및 방법

3.1 실험 장치

Fig. 2는 실험 장치의 구성도를 나타낸 것으로 실험 조건은 실제적인 적용이 가능하도록 공작기계는 Knee형 수직 밀링 머시인에서 SM45C재료를 4" Face cutter로 주축 회전수는 280rpm, 절삭속도는 87.96m/min, 절삭 폭은 75mm, 이송 속도는 156mm/min로 절삭하였다. 日置電機(株)의 AC/DC Hitester(Hoiki 3288)를 사용하여 주축 모터에서 나오는 절삭 전류를 측정하였으며 최대 측정 허용 기준치는 0.4-600V, 정밀도는 30-50Hz이다.

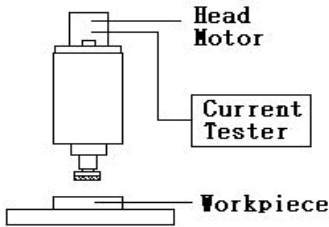


Fig. 2 Experimental set-up

3.2 실험 조건

Table 1은 실험 조건을 나타낸 것으로 부하 가공을 위한 실험 조건이며 Table 2는 실험에 사용된 세부 실험 조건을 나타내고 있다.

Table 1 Specification of experimental set up

Item	Specification
Material	SM45C
Tool	4" Face cutter
Voltage (V)	380
Rated current (A)	5.2-5.7
No-load current(A)	1.9

Table 2 Details of conditions for cutting experiment

Item	Specification
Spindle velocity (rpm)	280
Cutting speed (m/min)	87.96
Cutting width (mm)	75
Feed velocity (mm/min)	156
Feed per cutting edge	0.069

3.3 실험 방법

인공 신경망을 이용한 정면 밀링 절삭의 이상 진단의 경우 각종 변수 등의 영향이 있지만 가장 민감하게 작용하는 절삭 동력과 부하 전류 중에 실험의 용이함과 측정 상의 편리 그리고 본 연구와 관련이 있는 절삭 전류의 데이터를 사용함으로써 실제 응용이 용이하도록 데이터 샘플을 선택하였다.

Fig. 3은 본 연구에 사용된 신경망 이론을 바탕으로 구현한 5-5-5 네트워크 인공 신경망 모델을 나타내고 있다.

입력 데이터인 I_1 에서 I_5 에서 입력받은 데이터는 출력 데이터 O_1 에서 O_5 의 결과 값을 출력하는 비지도형 학습을 수행하도록 구성하였다.

여기서 인공 신경망의 학습에 많은 영향을 주는 인자인 결합 함수를 숨은 층과 출력 층의 각 뉴런에서 구하여 비교하였고 인공 신경망의 입출력 데이터와 성능과의 관련성을 확인하였다.

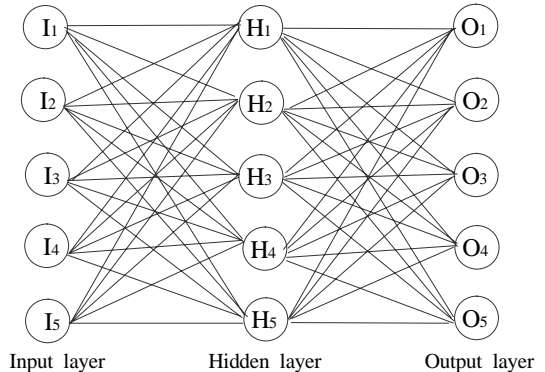


Fig. 3 5-5-5 Network architecture

절삭실험 데이터의 경우 기계 제조 회사에서 제공하는 가공 부하 실험 조건을 참조하여 실험하였고 이에 따라 절삭 가공 중에 발생하는 부하 전류를 측정하여 절삭 공식에 따라 데이터를 계산하였다.

본 연구의 신경망 실험에 사용하게 될 필요로 하는 샘플링 데이터를 얻기 위해서는 범용 밀링에서 측정된 단순한 데이터 실험값을 실시간의 데이터 형태로 변형해 주어야 할 필요가 있다.

이는 가공 중에 실시간으로 변화하여 발생하는 이상 상태를 컴퓨터에 내장된 Rand 함수의 난수 함수 데이터를 부하 전류의 최대 값과 최소 값으로 생성하

여 1000개의 데이터 샘플을 구한 뒤 Table 3과 같이 실험에 필요한 데이터를 정리하여 사용하였다.

Table 3 Random sampling data file for system test

Item	Cutting electric current(A)
Data 1	1.66
	1.40
	2.55
	1.71
	2.01

또한 인공 신경망 구현을 위해 사용된 PC의 운영 체제는 Window XP 버전을 사용하였고 사용된 컴퓨터는 Hewlett packard PIV-2.1GHz를 사용하였으며 시스템 개발 도구로써는 Microsoft사의 최신 소프트웨어 개발 프로그램인 Visual studio.net enterprise architecture edition을 활용하였다.

기존의 시스템 개발 도구가 가지는 이식성이나 호환성을 향상시키고 각종 코딩 작업에 많은 불편이나 웹 환경에 대한 적응성 등을 획기적으로 개선한 시스템 개발 도구를 사용하였다.

4. 실험 결과 및 고찰

4.1 정면 밀링에서 부하절삭 특성

Fig. 4에서 Fig. 6까지는 절삭 속도 280rpm, 절삭 이송 156mm/min, 절삭 깊이 1mm에서 4mm까지 1mm씩 변화를 시키면서 밀링 8날 4" Face cutter에서 절삭을

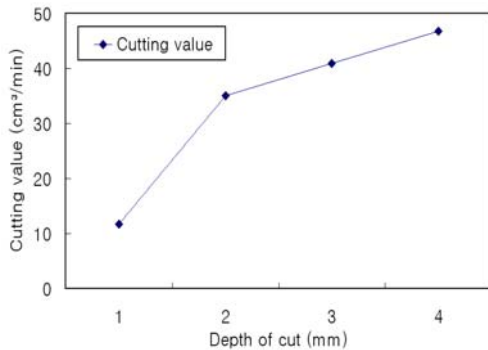


Fig. 4 The change of cutting values according to cutting depth in face-milling

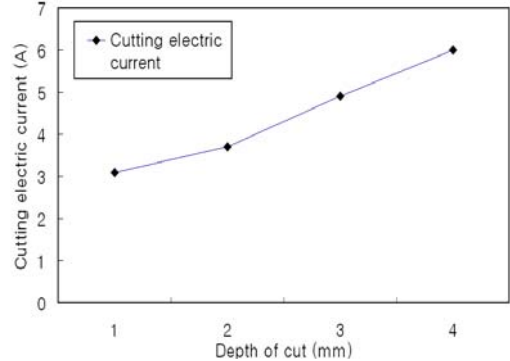


Fig. 5 The change of cutting voltage values according to cutting depth in face-milling

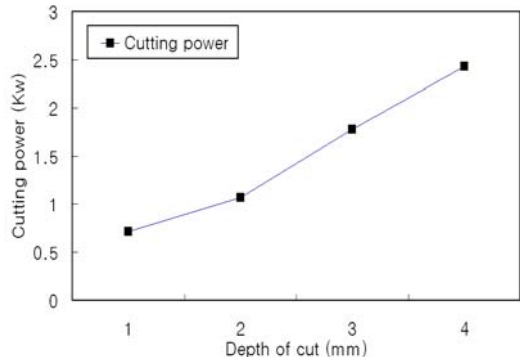


Fig. 6 The change of cutting power values according to cutting depth in face-milling

수행했을 때 나타나는 절삭 량과 부하 전류, 절삭 동력을 계산한 값을 보여주고 있다.

4.2 인공 신경망에서 부하입력 특성

Table 4에서는 인공 신경망에서 얻은 부하입력의 각층에서 나타낸 실험 결과를 나타낸 것으로 Fig. 7에서는 이를 그래프로 나타낸 것이다.

Fig. 7에서 샘플 데이터인 Data1에서 입력 층에서 입력되어진 부하 입력의 이상 데이터는 아주 불규칙한 랜덤 형태의 곡선을 보이고 있는데 인공 신경망에서 학습이 이루어지면서 이러한 데이터는 차츰 안정적이고 균일한 곡선의 데이터들이 나타나고 있는 것을 확인할 수 있다.

Table 4 Layer result value of neuron_layer in artificial network (Load input current)

Number	Cutting electric current(A)	Hidden layer	Output layer
1	1.66	0.660694	0.620128
2	1.40	0.597412	0.608979
3	2.55	0.736481	0.603981
4	1.71	0.608135	0.614456
5	2.01	0.657506	0.60874

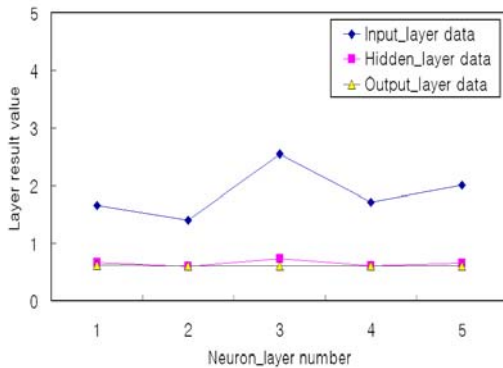


Fig. 7 Layer result value of neuron_layer number in artificial neural network (Test sample : Data1)

Table 5에서는 부하입력 이상 데이터를 사용하여 인공 신경망의 내부에서 생성되는 전체결합 함수의 값을 나타내고 있고 Fig. 8에서는 이를 그래프로 나타낸 것이다.

Table 5 Total combining function of neuron_layer in artificial neural network (Test sample : Data1)

Number	Cutting electric current(A)	Input layer -> Hidden layer	Hidden layer -> Output layer
1	1.66	0.33319318	0.24504605
2	1.40	0.19734752	0.221511321
3	2.55	0.51388644	0.211039577
4	1.71	0.21973957	0.233041209
5	2.01	0.32609947	0.221022171

Fig. 8에서 샘플 데이터인 Data1의 경우 입력 층과 숨은 층에서 전체 결합 함수는 매우 불규칙한 절삭 이상 데이터가 생성되면서 초기 입력 데이터와 거의 다를 바 없는 매우 불규칙한 랜덤 형태의 데이터를 보여주고 있다.

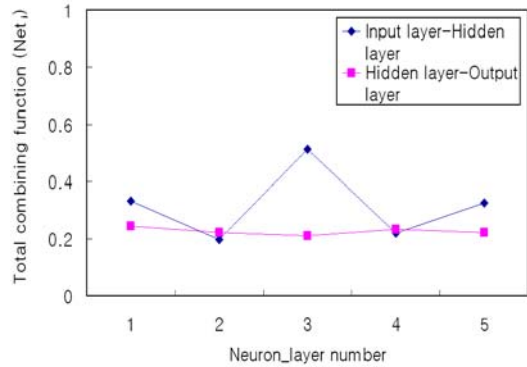


Fig. 8 Total combining function of neuron_layer number in artificial neural network (Test sample : Data1)

반면 숨은 층과 출력 층에서 전체 결합 함수는 이전에 매우 불규칙했던 데이터들이 균일한 데이터 값으로 변화되어 나타나는 것으로 확인할 수 있다. 이는 인공 신경망에서 학습에 따라 매우 불규칙한 데이터들이나 아주 복잡한 패턴의 수많은 데이터들이 숨은 층에서 시그모이드 함수 변환을 통해서 균일한 값으로 변화됨을 확인하였다.

4.3 출력 반응특성의 분석

활성화 함수는 인공 신경망에서 뉴런의 반응여부를 결정하는 역할을 하게 되며 시그모이드 함수를 많이 사용한다.

이러한 함수의 값들은 아날로그 형태의 출력이 나오는 만큼 이를 디지털 형태로 바꾸어 주기 위해 단극성 시그모이드 형태를 계단함수로 사용하면 신경망의 출력 값이 임계 값보다 크거나 같으면 1(정상)이고 적게 되면 출력 값은 0(비정상)이 된다.

Table 6은 임계 값을 각 데이터의 평균값을 기준으로 0.226332를 적용하여 구한 신경망의 출력반응에 관한 결과 값을 나타낸 것으로 Fig. 9는 이를 그래프로 나타내고 있다.

Table 6 Step function output of output layer in artificial neural network(Test sample : Data1)

Number	Cutting electric current(A)	Output layer	Step function output
1	1.66	0.24504605	1
2	1.40	0.221511321	0
3	2.55	0.211039577	0
4	1.71	0.233041209	1
5	2.01	0.221022171	0

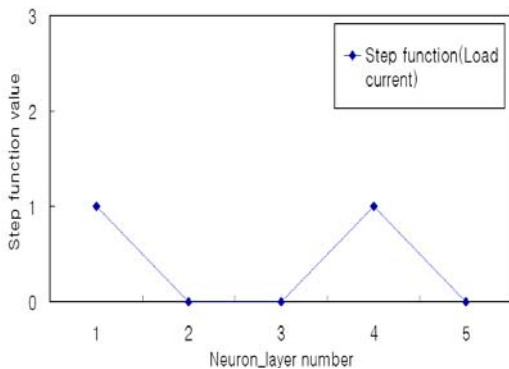


Fig. 9 Step function output of output layer in artificial neural network(Test sample : Data1)

Fig. 9에서 인공 신경망의 출력 반응 값은 임계 값 이상일 경우와 이하일 경우에 따라 이상상태의 정상 또는 비정상 등을 판단할 수 있게 된다.

5. 결 론

본 연구에 인공 신경망을 이용한 정면 밀링에서 이상 진단을 위해서 인공 신경망의 전체적인 구조는 입력 층과 숨은 층 그리고 출력 층이 각각 5개씩을 가지는 5-5-5 네트워크로 구현한 뒤에 입력 값만을 가지고 인공 신경망이 자율적으로 출력을 생성하는 비지도형(Unsupervised) 학습을 수행하여 다음과 같은 결과를 얻을 수 있었다.

1. 절삭 속도 280rpm, 절삭 이송 156mm/min, 절삭 깊이 1mm에서 4mm까지 1mm씩 변화를 시키면서 밀링 8날 4" Face cutter에서 절삭을 수행했을 때 밀링 절삭에서 수행하여 얻은 절삭 량과 부하 전류, 절삭

동력은 점차 비례하여 증가하는 경향을 보였다.

2. 인공 신경망은 이상 데이터는 입력에서 아주 불규칙하고 매우 랜덤한 형태의 곡선을 보이고 있었고 학습이 이루어지면서 차츰 안정적이고 균일한 결과를 얻을 수 있었다. 이는 인공 신경망의 학습을 통해 불규칙하고 복잡한 데이터들을 아주 효과적으로 데이터를 정리하고 랜덤한 데이터들을 적절한 패턴으로 분류할 수 있게 해 주었다.
3. 인공 신경망의 성능과 학습에 영향을 미치는 중요 인자로 결합 함수의 추이 변화를 확인한 결과 입력 층과 중간 층사이의 결합 함수가 중간층과 출력층사이의 결합 함수의 값보다 더욱 더 많은 변동이 있었다. 이는 숨은 층과 출력 층에서 전체 결합함수는 이전에 매우 불규칙했던 데이터들이 시그모이드 변환에 따라 균일한 패턴으로 변화되는 것을 확인할 수 있다.
4. 인공 신경망의 출력 반응 값은 임계 값 이상일 경우와 이하일 경우에 따라 이상 상태의 정상 또는 비정상 등을 판단할 수 있었다.

참고문헌

1. Kunihiko Fukushima, "Network Models for Visual Pattern Recognition," In Parallel Processing in Neural Systems and Computers, pp. 351-356, 1990.
2. Monostori, L. and Nacs, J., "On the Application of Neural Nets in Real-Time Monitoring of Machining Processes," 22nd CIRP Int. Sem. on Man. Sys., 1990.
3. Rangwala, S. and Dornfeld, D., "Sensor Integration Using Neural Networks for Intelligent Tool Condition Monitoring," ASME J. of Eng. for Ind., Vol. 112, No. 3, pp. 219-228, 1990.
4. Sorsa, T., Koivo, H. N., and Koivisto, H., "Neural Networks in Process Fault Diagnosis," IEEE Tran. on Sys., Vol. 21/4, pp. 815-825, 1991.