

금형연마작업에서 신경망을 이용한 표면거칠기 추정

조규갑*, 강용우**

Estimation of Surface Roughness using Neural Network in Polishing Operation of Mold and Die

Kyu-Kab Cho* , Yong-Woo Kang**

ABSTRACT

This paper presents a neural network approach to estimate the surface roughness by considering the relationship between the polishing operation parameters and the surface roughness. The neural network model predicts the post-machining surface roughness by using several factors such as pre-machining surface roughness, pressure, feed rate, spindle speed, and the number of polishing as inputs. In this paper, the several neural network models are implemented to estimate the surface roughness by using actual experimental data. The experimental results show that the neural network approach is more appropriate to represent the polishing characteristics of mold and die compared with the results obtained by the approach using exponential function.

Key Words : Neural Network (신경망), Surface Roughness(표면거칠기), Polishing (연마), Mold and Die (금형)

1. 서론

최근의 생산시스템은 제품의 다양화, 복합 기능화, 고정밀화, 제조원가의 저렴화 및 납기 단축 등의 수요자 요구를 충족시키기 위해서 자동화 생산방식을 지향하고 있으나, 금형제작은 주로 숙련된 작업자의 경험과 기술에 크게 의존하고 있으며, 특히 전체 금형 제작공정 중 약 30~40%를 차지하는 마무리 연마 가공의 경우 대부분 수작업에 의존하고 있어서 금형가공의 표준화 및 자동화를 저해하는 요인이 되고 있다^[1]. 따라서 연마숙련공의 지식을 정량화하여 자동금형 연마기 개발에 적용하려는 움직임이 활발해지고 있다.

자동연마기를 통한 자동연마작업이 제 기능을

발휘하기 위해서는 아직도 다년간의 경험을 습득한 숙련공의 조작이 요구되는 실정이다. 이렇게 숙련공의 경험에 의존하는 이유는 금형연마작업에 있어서 연마조건과 연마효율과의 관계 정량화가 어렵기 때문이다. 예를 들어, 연마 공정시 가공면을 평가하는 중요한 매개변수중의 하나인 표면거칠기는 어떤 특정한 입도로 장시간 연마작업을 한다고 해서 개선되는 것이 아니라, 오히려 연마횟수가 어느 정도를 초과하면 연마 작업면이 타는 현상이 발생하며, 연마공구의 주축회전수가 높아지면 연마효율이 더 좋아지지만 공구의 진동을 유발시킴으로서 연마효율을 오히려 떨어뜨리는 요인이 된다^[2]. 따라서, 금형연마조건과 연마효율과의 관계를 정량화하고 지식베이스를 구축함으로써 비

** 2001년 3월 28일 접수
* 부산대학교 산업공학과
** 대우조선 자동화연구팀

숙련공에게 작업의 특성과 지식을 제공하여 작업자의 숙련도에 따른 생산성의 차이를 없애고 금형 제작의 표준화 및 자동화 정도를 향상시킬 수 있다.

금형연마작업의 자동화의 필요성에 따라, 인공지능 기법을 이용하여 금형연마조건과 연마효율과의 관계 정량화 기법으로 신경망을, 그리고 탐색 기법으로 유전알고리즘을 적용하여 금형연마작업의 최적조건을 선정하는 연구가 수행되었다^[3].

본 논문에서는 금형연마작업에서 금형연마면의 표면거칠기를 신경망을 이용하여 추정하고자 할 때 신경망 구축에 있어서의 고려 요소 및 방법을 제시하였으며, 기존의 금형연마면의 표면거칠기 추정에 관련된 연구와 비교하여 본 논문의 유효성을 평가하였다.

2. 표면거칠기 추정을 위한 신경망 모델의 구축

2.1 고려사항

금형 제작단계는 절삭가공과 연마가공으로 나눌 수 있다. 절삭가공단계에서는 선삭, 밀링, 방전가공 등으로 금형의 형상을 가공하며, 연마가공단계에서는 절삭 가공시에 생긴 커터마크를 제거하고 표면거칠기 향상단계를 거쳐서 필요에 따라 경면가공을 실시하게 된다. 숙련된 작업자는 커스프(cusp)와 긁힘(scratch)이 있는 금형표면을 자신의 경험에 근거하여 최적의 금형 연마 순서를 계획하고 다소 굵고 거친 입도의 연마공구로부터 목표표하는 표면품위를 획득할 때 까지 미세한 입도의 연마공구로 교환하면서 연마를 실시한다^[4].

금형의 품위는 표면거칠기에 의해 평가되는데, 표면거칠기는 공구와 재질의 상호작용으로 재질, 절삭조건 등의 영향을 받는다. 기존연구에서는 표면거칠기에 영향을 주는 인자로서 공구의 주축 회전수 및 공구이송속도를 고려하였다^[2]. 공구이송속도를 빠르게 하면 일회 절삭 깊이가 작아지므로 연마횟수는 상대적으로 늘어나며, 주축회전수의 증가는 단위시간당 연마면에 기여하는 연마입자수의 증가를 의미하므로 연마횟수는 상대적으로 감소하게 되며 더 이상 연마능률이 오르지 않는 한계연마지점에 빨리 도달한다^[5].

본 논문에서는 표면거칠기에 영향을 미치는 인자로서 공구의 주축회전수 및 이송속도 외에 가

압력을 추가로 고려하였다. 연마공정에서 가압력이 너무 크면 제거량이 너무 많아서 형상정도에 악영향을 미칠 수 있으며, 너무 작으면 연마능률이 떨어지게 된다. 따라서 표면거칠기에 대한 가압력의 영향력도 평가해야 한다. 또한, 동일한 이송속도에 대해서 회전수가 크면 연마효율이 좋아지만 공구의 진동을 유발시킴으로서, 연마작업의 효율을 떨어뜨리는 요인이 된다^[2].

또한 금형 절삭면의 커스프가 완전히 제거되는 연마횟수는 금형의 이전 가공면 상태에 따라 많은 차이가 있으므로 가공전 금형의 표면거칠기도 가공후 표면거칠기의 영향요소로 고려하였다.

이와 같이 효율적인 금형가공을 위해서는 가공성과 직접적으로 관련이 있는 가공조건들의 영향을 분석하여 이들을 적절히 선정하여야 하나, 이들 인자의 영향을 이론적으로 명확히 규명하여 최적의 가공조건을 선정하기에는 매우 어렵다.

금형연마작업시 표면거칠기의 추정에 관한 연구로서, 일반적으로 연마 작업시 표면 거칠기가 연마횟수에 지수 함수적으로 개선되는 점을 이용하여, 연마횟수에 대하여 획득되는 표면거칠기를 지수함수로 근사하는 방법에 대한 연구가 수행되었다^[6].

이러한 회귀분석에 의한 여러 인자간의 관계 도출방법은 인자의 수에 한계가 있고 비선형 관계의 도출에는 적절하지 못하다는 한계가 있다. 신경망은 이러한 인자간의 복잡한 관계의 반영이 가능하고 실험데이터를 이용한 학습이 용이하며 신경망을 인자간의 관계도출에 응용하였을 경우 회귀식에 의한 방법보다 효율적인 결과를 도출할 수 있으리라 사료된다. 따라서 본 논문에서는 연마실험데이터를 확보하고 신경망을 사용하여 연마조건과 표면거칠기의 관계를 미리 학습시킨 후 새로운 조건에 대하여도 표면거칠기를 예측할 수 있는 신경망 모델을 구축하였다.

2.2 신경망의 구축방법

신경망의 구축을 위하여 입력층, 은닉층, 출력층의 개수 및 각각의 뉴런(neuron) 개수를 정의하고 학습방법을 결정해야 한다. 그러나 최적 은닉층의 수와 은닉층 뉴런 개수의 결정에 관한 이론이 완전하게 정립되어 있지 않아 경험과 실험으로 결정하고 있는 실정이므로 다음과 같은 요소를 고려하여 신경망을 구축하였다.

2.2.1 입력층 및 출력층의 정의

금형 연마에 있어서 표면거칠기에 주로 영향을 미치는 주요 가공조건에는 숫돌의 입도, 가압력, 주축회전수, 이송속도, 연마횟수 등이 있으며, 가공 이전의 표면거칠기도 목표하는 최종 표면거칠기에 영향을 미치는 조건이다. 본 논문에서는 위의 조건 중에서 실제 실험 대상에서 숫돌의 입도는 고정된 변수로 조건에서 제외시키고, 가압력, 주축회전수, 이송속도, 연마횟수, 가공이전 표면거칠기 등을 주요가공조건으로 선정하였다. 따라서 입력층 뉴런의 수는 5 개이고, 출력층의 뉴런 수는 가공후 표면거칠기를 표현하는 1 개이며, Fig. 1 에 본 논문에서 고려한 은닉층 1 개의 신경망 구조를 도시하였다.

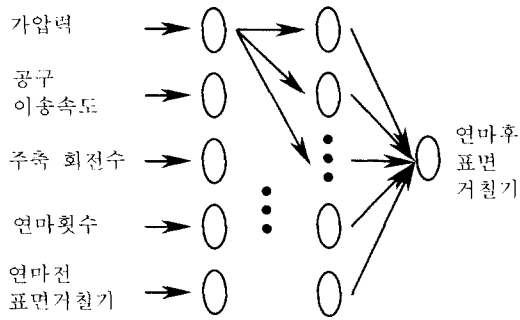


Fig. 1 The structure of the neural network (1 hidden layer)

2.2.2 은닉 층 및 은닉 뉴런의 개수

일반적으로 은닉 층의 뉴런의 수가 많을수록 수렴하는 학습 오차 값이 작은 것을 알 수 있다. 그러나 수렴하는 오차 값이 제일 작은 경우가 가장 학습이 잘 된 것은 아니다. 뉴런의 수가 많아지면 수렴하는 오차 값은 줄어드나 예측성능은 좋지 않을 수가 있다[7]. 또한 은닉 층 뉴런의 개수가 부족하면 학습이 잘 되지 않아 잘못된 결과를 보여줄 수 있고, 은닉 층 뉴런의 개수를 너무 많게 하게 되면 과도한 학습을 얻고 학습을 하는데 소요되는 시간이 많아진다[8]. 그러므로, 적절한 은닉 층 뉴런의 개수를 설정하는 것이 중요하다. 은닉 층의 뉴런의 개수 결정에 관련된 연구로서, Kolmogrov 의 정리에 의하면 입력 층 뉴런의 개수가 n 개일 때 가장 좋은 학습결과를 얻는 은닉 층

의 뉴런 수는 $2n+1$ 개 이내에 존재한다[9].

본 논문에서는 은닉뉴런의 개수에 따른 신경망의 성능비교를 위하여 신경망의 입력변수는 5 개이므로 Kolmogrov 의 정리를 이용하면 입력 층 뉴런의 개수가 5 개이므로 가장 좋은 학습결과를 얻는 은닉 층의 뉴런 수는 11 개($=2 \times 5 + 1$) 이내에 존재하므로, 은닉층의 뉴런의 개수는 최대 11 개로 설정하고 각각 5, 7, 9, 11 개를 고려하였다. 또한 은닉층의 수에 따른 성능평가를 위해 단일 은닉층과 이중 은닉층으로 구분하였으며, 이중 은닉층의 경우 대칭형 은닉층과 비대칭형 은닉층의 경우로 세분화하였다. 대칭형 은닉층은 앞, 뒤 은닉층의 은닉 뉴런의 수가 동일하고, 비대칭형 은닉층은 은닉뉴런의 수의 총 개수가 단일 은닉층의 뉴런 개수와 동일하나 은닉뉴런층의 수가 2 개이다.

본 논문에서 고려한 이중 은닉층 구조의 신경망을 Fig. 2, 3 에 도시하였으며, 본 논문에서는 Table 1 과 같은 조건의 은닉층과 은닉뉴런의 개수로서 신경망을 구축하고 학습을 실시하였다.

Table 1. The experiment configuration

	은닉층 개수		
	1 개	2 개(대칭)	2 개(비대칭)
조건 1	5 개	5 개+5 개	3 개+2 개
조건 2	7 개	7 개+7 개	4 개+3 개
조건 3	9 개	9 개+9 개	5 개+4 개
조건 4	11 개	11 개+11 개	6 개+5 개

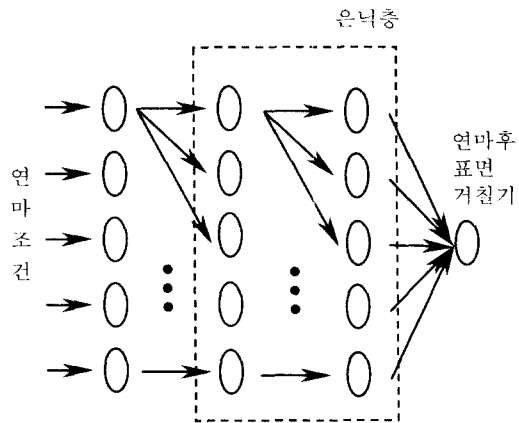


Fig. 2 The structure of the neural network (2 hidden layer and symmetrical type)

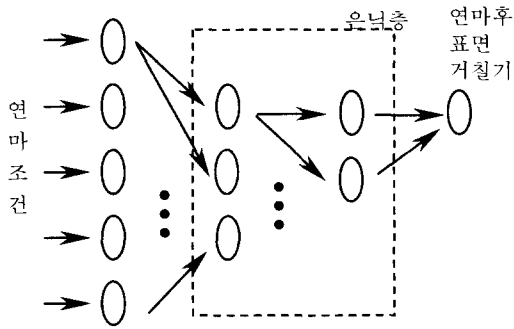


Fig. 3 The structure of the neural network (2 hidden layer and asymmetrical type)

2.2.3 학습 방법

본 논문에서는 신경망의 학습방법으로 주어진 입력을 특정한 출력으로 사상(mapping)하는 함수의 근사화에 뛰어난 성능을 보이는 역전파 학습(back-propagation learning)을 이용하였다. 신경망은 학습데이터에 대한 학습능력과 새로운 입력정보에 대한 추정능력을 모두 고려해야 하므로 학습 시 학습오차가 최소점에 도달할 때까지 학습을 지속하는 것은 큰 의미가 없다. 따라서, 본 연구에서는 신경망이 학습하고자 하는 의미공간을 학습집단(Training Set)과 평가집단(Test Set)으로 구분하여, 학습집단으로 학습을 수행하고 평가집단의 오차제곱평균(Mean Squared Error)이 증가하는 시점을 과도학습이 발생하는 시점으로 간주하고 평가집단의 오차제곱평균이 증가하는 시점에서 학습을 중단하였다^[9].

본 논문에서 적용한 신경망 학습방법인 역전파학습은 입력값에 대한 출력값과 실제 출력값을 비교하여 그 차이를 감소시키는 방향으로 신경망을 이루고 있는 뉴런들간의 연결강도를 조절하는 방법이다.

3. 사례연구 및 고찰

3.1 실험조건

본 논문에서는 금형재료로 널리 쓰이는 금형강 STD11(JIS SKD11) 평면 시편(180mm x 220 mm)을 실험에 사용하였고, 연마작업은 3축 머시닝 센터에 금형 연마용 부착장비(Attachment)를 부착한 평면 가공이며, 연마공구는 일본 NAGASE사에서

제작한 엠보싱 타입의 입도 #200, #400 연마용 시트(Polishing Sheet)를 사용하였으며, 유연한 섬유소재위에 다이아몬드 및 CBN 입자를 결합시킨 형태로 결합제는 레진이다.

실험에서는 시간과 비용측면에서 실험을 단순화하기 위하여 연마패턴을 따로 주지 않고 단일방향으로 왕복이동하면서 연마조건별 가공을 실시하였으며, KISTLER 사의 Type 5019A 공구동력계를 사용하여 Attachment의 스프링 압축시 작용하는 힘에 대하여 Attachment의 탄성계수를 계산하였다

본 논문에서 가압력은 위의 방식으로 획득된 탄성계수와 스프링 압축량의 관계식을 도출하여 계산하였으며 Table 2와 같이 5 가지 수준을 선정하였다. 주축회전속도, 이송속도도 각각 5 가지 경우의 수준으로 선정하였으며, 각각의 수준의 조합으로 이루어진 실험조건에 대하여 더 이상 표면 거칠기가 개선되지 않는 시점까지 연마를 실시하여 표면거칠기 값을 측정하여 신경망의 학습자료로 활용할 데이터를 획득하였다.

Table 2. Polishing operation condition

요소 수준	주축회전수 (rpm)	이송속도 (mm / min)	가압력 (N)
0	600	100	48
1	800	200	58
2	1000	300	65
3	1200	400	67.5
4	1400	500	75

표면거칠기 측정은 일본 Mitutoyo 의 Surface SV-400(촉침식)으로 측정하였으며, 중심선 평균거칠기 (Ra)를 표면거칠기 단위로 사용하였다. 그리고 학습오차의 단위는 오차제곱평균(Mean Squared Error : M.S.E.)를 사용하였다.

3.2 결과분석

Table 3와 4에 입도 200 및 400에 대한 은닉층 및 은닉뉴런의 개수에 따른 추정오차를 각각 나타내었다. Table 3 및 4에서, 은닉뉴런의 수가 증가할수록 오차값이 전체적으로 감소함을 보이고 있으나, 입도 400의 경우 은닉뉴런이 9개인 신경망이 은닉 개수 11개의 신경망보다 더 좋은 성능

을 보이고 있음을 알 수 있다. 이것은 신경망의 구축시 은닉층의 갯수나 은닉뉴런의 갯수를 무조건 많이 설정하는 것보다 문제의 특성에 알맞게 적절히 설정하는 것이 더 좋은 효과를 획득할 수 있음을 보여주고 있다.

Fig. 4 및 5 에는 획득되는 표면거칠기(Ra)를 지수함수로 근사하는 방법^[2]과 본 논문의 결과를 비교하여 신경망의 추정능력을 평가하였다. Fig. 4 및 5 에서, 신경망을 이용한 추정결과가 어떠한 경우에도 지수함수의 결과보다 더 좋은 성능을 보이고 있음을 알 수 있다.

Table 3. Estimation Error (Mesh 200)

	은닉층 개수		
	1 개	2 개(대칭)	2 개(비대칭)
조건 1	0.00273	0.00096	0.00463
조건 2	0.00193	0.00076	0.00497
조건 3	0.00153	0.00052	0.00395
조건 4	0.00117	0.00060	0.00093

Table 4. Estimation Error (Mesh 400)

	은닉층 개수		
	1 개	2 개(대칭)	2 개(비대칭)
조건 1	0.00091	0.00075	0.00070
조건 2	0.00086	0.00068	0.00073
조건 3	0.00080	0.00066	0.00069
조건 4	0.00092	0.00069	0.00069

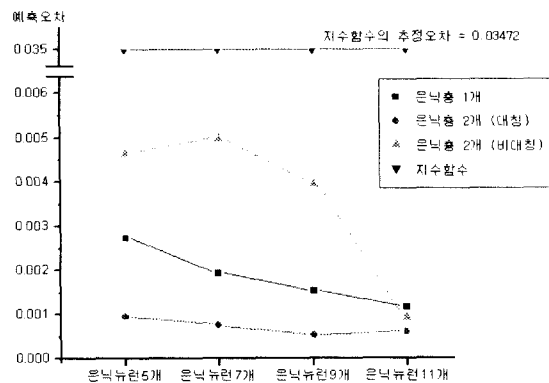


Fig. 4 The experimental result (Mesh 200)

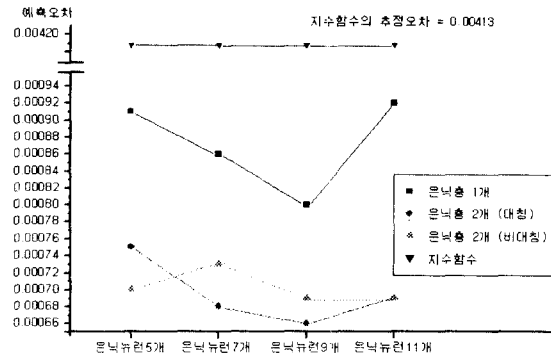


Fig. 5 The experimental result (Mesh 400)

그리고, 본 논문에서 제안한 신경망을 이용한 추정치와 실제 연마 가공 결과를 비교하였다. 신경망 학습결과 최고의 학습능력을 보여준 은닉뉴런 개수가 9 개로 구성된 이중은닉층 대칭형 구조의 신경망을 평가대상으로 선정하였다.

실제 연마가공은 표면거칠기가 0.631 (μm)인 금형강 STD11 평면 시편을 대상으로, 입도 200 의 연마공구를 사용하여 주축회전수 600 (rpm), 이송속도 100 (mm/min), 가압력 75 (N)의 조건으로 2 회 의 연마를 실시하였다. 가공결과 표면거칠기는 0.275 (μm)로 측정되었으며, 신경망을 이용하여 추정된 표면거칠기는 0.285 (μm)로 추정되었다.

또한 입도 200 의 연마가공을 실시한 금형강 시편에 대하여 입도 400 의 연마공구를 사용하여 주축회전수 1400 (rpm), 이송속도 300 (mm/min), 가압력 67 (N)의 조건으로 1 회 의 연마를 실시한 결과로서 표면거칠기는 0.197 (μm)로 측정되었으며, 신경망을 이용하여 추정된 표면거칠기는 0.193 (μm)로 추정되었다. 따라서, 본 논문에서 제시한 신경망이 실제 가공결과에 대하여 우수한 추정능력을 보이고 있다고 사료된다.

4. 결론

본 논문에서는 연마 작업시 표면거칠기에 영향을 미치는 요소로서 기존연구에서 고려한 숫돌의 입도, 주축회전수, 이송속도, 연마회수 외에 가압력과 가공이전 표면거칠기를 추가로 고려하고, 이러한 인자간의 복잡한 관계의 반영이 가능하고 실험데이터를 이용한 학습이 용이한 신경망을 이용하여 금형연마작업시 연마면의 표면거칠기를 추

정하는 모델을 구축하였다.

신경망의 학습에 있어서 학습된 신경망의 유효성을 비교하기 위해 기존연구에서 사용한 지수함수의 적용시와 동일한 연마데이터를 이용하여 학습능력을 비교한 결과, 본 논문에서 제안한 신경망에 의한 방법이 우수함을 보였다.

향후 과제로는 신경망 은닉층 및 은닉뉴런 갯수 결정방법, 신경망 학습능력 향상기법의 연구, 금형자동연마 CAM 시스템과 본 연구에서 제안한 표면거칠기 추정시스템의 통합환경개발 등이 필요하다고 사료된다.

후 기

본 논문은 부산대학교 정밀정형 및 금형가공 연구센터(ERC/NSDM)의 지원을 받아 수행하였으며 이에 감사드립니다.

참고문헌

1. 안중환, 김화영, 신운봉, 정해도, 조규갑, "최적 금형연마 가공을 위한 센서 정보 통합 전문가 시스템 개발," 한국공작기계학회지, 제 9 권 제 1 호, pp. 128-135, 2000.
2. 이두찬, 정해도, 안중환, 三好隆志, "자동금형연마의 최적조건선정 전문가시스템 개발," 한국정밀공학회지, 제 14 권 제 10 호, pp. 58-67, 1997.
3. 조규갑, 강용우, "신경망과 유전알고리즘을 이용한 금형연마조건의 최적선정," 대한산업공학회 추계학술대회 논문집, 2000.
4. 이태문, 정해도, 황찬해, 조규갑, "금형의 자동연마작업지원 전문가시스템의 개발," 한국정밀공학회지, 제 16 권 제 7 호, pp. 73-84, 1999.
5. 이민석, "금형연마작업을 위한 5 축 CAM 시스템 개발," POSTECH 석사학위논문, 1994.
6. Sasaki, T., Miyoshi, T., Saito, K., and Kaihoi, O., "Knowledge Acquisition and Automation of Polishing Operation for Injection Mold(Report No. 1):Hand Polishing Properties of a Skilled Machinist," Journal of the Japan Society for Precision Engineering, Vol. 57, No. 3, pp. 497-503, 1991(in Japanese).
7. 광재섭, 송지복, "신경회로망을 이용한 연삭가공의 트러블 인식," 한국정밀공학회지, 제 15

권 제 2 호, pp. 162-170, 1998.

8. Russell, S., and Norvig, P., Artificial Intelligence, Prentice Hall Press, 1995.
9. Fausett, L., Fundamentals of Neural Networks, Prentice Hall Press, 1994.