

신경망을 이용한 방전 조건의 적응적 결정 방법

이건범*, 주상윤**, 왕지남***

Adaptive Identification Method of EDM Parameters Using Neural Network

Keon-Beom Lee*, Sang-Yoon Ju**, Gi-Nam Wang***

ABSTRACT

Adaptive neural network approach is presented for determining Electrical Discharge Machining (EDM) parameters. Electrical Discharge Machining has been widely used with its capability of machining hard metals and tough shapes. In the past few years, EDM has been established in tool-room and large-scale production. However, in spite of it's wide application, an universal selection method of EDM parameters has not been established yet. No attempt has been tried before to suggest a logical method in determining essential machine parameters considering the machining rate and resulting surface roughness integrity.

The paper presents a method, which is focusing on determining appropriate machining parameters. Depending on the electrode wear and surface roughness, an adaptive neural network is designed for providing suitable machining guideline.

Key Words : EDM (Electrical Discharge Machining), Electrode wear(전극마모), Cavity(캐비티)

1. 서 론

방전가공법은 전기에너지를 이용한 특수가공법으로 공구전극과 피가공물 사이를 절연액으로 채우고, 그 사이에 60-300V정도의 펄스전압을 인가하면 반복적으로 방전이 발생하는데, 방전 시 발생하는 고열에 의하여 피가공물이 용융 제거되는 현상을 이용한 가공법이다⁽¹⁻⁴⁾. 이와 같이 방전가공법은 공구와 피가공물이 직접 접촉하여 가공하는 기계적 가공법과 달리 비접촉 가공법이므로, 전극이나 피가공물상에 어떠한 힘이나 압력도 작용하지 않아

두께가 얇은 제품이나 취성이 있는 재질도 안전하게 가공할 수 있다. 전기에너지를 이용한 방전가공법은 공구전극과 피가공물이 모두 양질의 도체이지만 하면 고 강도나 고 경도의 난삭재도 가공이 가능하므로 방전 가공기 개발 초기에는 고강도의 합금 및 취성이 있는 재료의 가공이나 기계적방법으로는 가공하기 어려운 복잡한 형상의 제품을 가공하는 금형산업에서 주로 사용되었으나, 최근에는 복잡한 형상의 Cavity나 작고 깊은 구멍의 가공을 비롯하여 모든 산업분야에서 폭 넓게 사용되고 있다^(1-3,5,7).

이처럼 방전가공법의 응용범위가 확대됨에 따라 방전가

* 홍성기능대학 생산기계기술학과
** 울산대학교 산업공학과
*** 아주대학교 기계 및 산업공학부

공시간을 단축하여 생산성을 향상시키기 위한 방안으로 최적 방전조건 결정에 관한 많은 관심이 집중되고 있으나 방전가공에 영향을 미치는 다수의 인자들을 정성적으로 분석하여 최적 방전조건을 결정하기란 매우 어려운 일이다. 따라서 현장에서는 보다 효율적인 방전가공을 위하여 방전현상에 대한 심오한 지식과 풍부한 경험을 바탕으로 방전상태에 따라 방전조건을 적절하게 변경할 수 있는 숙련된 작업자를 필요로 하고있다.

이러한 문제를 해소하기 위하여 현재까지 이루어진 최적방전조건 결정에 관한 연구는 방전현상의 정확한 모델링이 어려우므로 대부분이 특정 환경하에서의 최적방전조건 결정에 관한 연구로 국한되었다. R. Vaidyanathan⁽¹⁾은 실험적 연구를 통하여 방전가공성능을 표현하는 회귀모델의 기초를 제공하였고, T. Masuzawa등⁽²⁾은 동적 제트분출 법을 이용한 최적방전가공법에 관하여 연구하였으며, 이진범 등^(3,4)은 신경망을 이용하여 최적 와이어방전조건과 2차원 방전조건 결정에 대하여 연구하였다.

본 연구는 기계제작사(J사)에서 제공한 방전조건을 기초로 작업자가 요구하는 표면 거칠기나 가공확대 폭(오버컷)을 만족할 수 있는 최적 방전조건을 적용적으로 결정하는 방법을 제시하고자 한다. 제안된 방법은 제1단계로 작업자에 의하여 입력된 방전사양에 적합한 전문 신경망을 적용적으로 선정하고, 제2 단계는 선택된 전문 신경망을 이용하여 주어진 조건을 만족하는 최적 방전조건을 생성시키는 방법이다.

2. 방전조건과 방전가공특성

방전가공성능을 나타내는 대표적인 방전가공 특성으로는 가공속도, 표면 거칠기, 가공확대 폭(over cut) 및 전극소모율 등이 있다. 방전특성은 주로 방전전류 최대치 I_p , 방전전류펄스 폭 τ_p 에 의해 결정되므로 가공성능을 향상시키고 가공정밀도를 유지하기 위해서는 방전조건과 방전특성의 관계를 정확하게 분석하여야 한다.

방전전류 최대치 I_p 와 방전전류펄스 폭 τ_p 가 크면 가공속도는 빠르게 되고, 가공면 거칠기는 거칠어지며, 가공확대 폭은 커진다. 전극소모비는 방전전류 펄스 폭 τ_p 가 커지면 소모비가 감소하고, 방전전류 최대치 I_p 가 커지면 증가하는 경향이 있다. Fig.1은 방전조건에 따른 가공특성을 도식적으로 표현한 것이다.

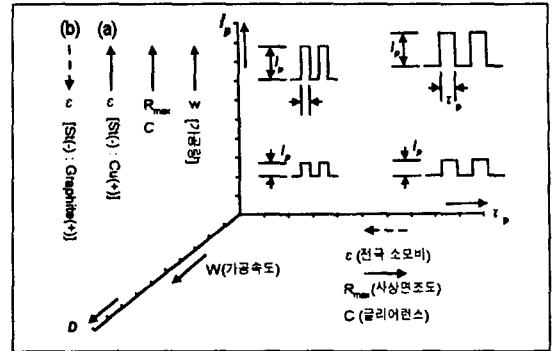


Fig. 1 EDM Condition and Machining Characteristics

방전가공법은 전극이 피가공물과 함께 소모되며, 전극의 소모정도에 따라 무 소모, 중 소모, 유 소모의 3영역으로 분류한다. 전극소모비가 1%이하인 무 소모영역은 저부 가공, 전극하나로 여러 개를 균일한 깊이로 가공할 때와 전극의 단면적이 작은 코어 등의 사상방전 및 황삭에 적합하고, 전극소모비가 1~4%인 중 소모영역은 속도를 중시하고 방전상태가 안정되게 가공할 때와 황삭에서 사상까지 하나의 전극으로 가공할 때 및 관통가공 등에 적절하다. 전극소모비가 4%이상인 유 소모영역은 가공면 거칠기를 중시한 사상가공, 측면에 미려한 면을 요구하는 관통가공 및 특수 난해한 가공 등에 적합하다⁽⁶⁾. 따라서, 방전가공의 목적에 적합한 방전조건을 선정하는 일은 매우 중요한 일이다.

방전가공성능과 관련된 대표적 인자들의 영향은 다음과 같다.

- 방전전류 최대치 I_p : 극간에 흐르는 최대전류로 방전가공에 가장 큰 영향을 미치는 방전조건중의 하나이다. 방전전류 최대치가 크면 방전속도는 증가하지만, 표면 거칠기 및 가공확대 폭이 커지고 전극소모율이 증가한다.
- 방전전류 펄스 폭 τ_p : 방전전류가 흐르는 시간으로 가공속도 및 전극소모와 밀접한 관계가 있다. 방전전류 펄스 폭이 커지면 가공속도가 증가하고 표면 거칠기가 거칠어지지만 전극소모율은 감소한다.
- 휴지시간 τ_r : 방전전류의 흐름을 차단하는 시간으로 방전의 안정과 밀접한 관계가 있다. 휴지시간을 짧게 하면 가공속도는 빨라지지만 방전이 불안정해 가공속도가 저하될 수 있고 더 심하면 전극형상에 손상이 갈 수 있다.

- Level : 번호가 낮을수록 전압(V-m)이 낮아지고 반면에 전류(A-m)는 높아진다. 전압이 35V(V-m)이하는 전극의 손상이 갈 수 있고 방전이 불안정할 수 있으므로 사용이 어렵다.
- Arc Level : Arc상태를 검출할 수 있는 민감도를 나타낸다. 번호가 낮을수록 Arc검출이 둔감하고 번호가 높을수록 Arc검출에 민감하다.
- Servo Gain : 램의 응답속도를 나타내는 것으로 번호가 낮을수록 램의 응답속도가 느리고 번호가 높을수록 램의 응답속도가 빠르다.
- AJC Down (Ad) : AJC(Automatic Jump Control)사용시 Ram이 하강하여 방전이 이루어 지는 시간(Sec)으로 방전면적이 크고, 칩 배출이 잘 되지 않을 경우와 사상 방전의 경우 Ad를 짧게 한다.
- AJC Up(Au) : AJC사용 시 Ad시간동안 방전한 후 칩의 배출을 위하여 Ram이 상승하는 길이(mm)로 방전면적이 크고, 칩 배출이 잘 되지 않을 경우는 Au를 크게 한다.

3. 신경망 모델링 및 학습

최근 수학적인 모델링이 난해한 복잡하고 다양한 문제를 근사적 방법으로 해결하는데 인공 신경망(ANN) 모델이 성공적으로 적용되어 이 분야에 대한 연구가 활발히 수행되고 있다. McCullogh and Pitts, Widrow and Hoff는 수학적 모델링에 큰 역점을 두었으나, 최근의 신경망에 대한 연구는 수학적 모델을 실제에 적용하는 분야에 역점을 두고있다. 가장 빈번히 사용되고 있는 신경망 구조는 다층 사상 신경망으로, 이것은 어떠한 비 선형문제도 근사화 할 수 있고, 다 변수사상이 가능하다는 사실이 Kolmogorov에 의하여 증명되었다⁽⁹⁾. 신경망은 반복적인 학습과정을 통하여 이러한 능력을 갖게 되는데, 이것은 신경망의 연결 강도인 파라미터를 최소자승법에 의해 점차적으로 조정하여 사상을 근사화 할 수 있도록 한다⁽⁹⁻¹²⁾.

3.1 신경망 모델링

본 연구에서 방전조건 결정에 신경망을 이용한 이유는 각 방전 조건들 사이의 직접적인 인과관계가 뚜렷하지 않고 정량화가 어렵기 때문에 모호한 모델링 특성을 갖는 상황을 효과적으로 처리하기 위한 것이다. 지식이 규칙의 형태로 되어있는 알고리즘과는 달리, 신경망은 사전지식이나 내부시스템의 동작에 대한 지식을 Black-Box화한

방식으로 접근하여 복잡한 문제를 단순화하는 장점과 주어진 샘플패턴(Sample Pattern) 들로부터의 학습경험에 바탕을 두고 새로운 유사입력 패턴들이 주어질 경우 그 출력패턴을 추정할 수 있도록 학습이 가능하다는 장점이 있다⁽¹³⁾. 이러한 장점을 이용하기 위하여 본 연구에서는 Fig.2와 같이 방전가공 사양이 결정되면 오버 컷 전문 신경망의 입력은 Table 1과 같이 전극소모영역(W), 목표 오버 컷 값(C_{1/2}), 전극소모 영역을 구별하는 모멘텀(M)으로 하고, 표면 거칠기 전문 신경망은 Table 2와 같이 전극소모영역(W), 목표 표면 거칠기(R_{max})와 전극소모영역을 구별하는 모멘텀(M)을 입력으로 하면, 이에 적합한 방전조건을 결정할 수 있도록 2개의 전문신경망인 오버 컷 신경망과 표면 거칠기 신경망으로 구성하였다. Table 1과 Table 2에서 신경망 입력에 모멘텀 항을 추가한 이유는 전극 소모정도에 따라 동일한 표면 거칠기나 오버 컷에 대하여 방전가공조건이 다르게 결정되어야 하므로, 전극 소모영역에 상당하는 오버 컷이나 표면 거칠기에 대한 관계를 명백히 구분하여, 정확한 사상(Mapping)이 될 수 있도록 하기위한 것이다. 여기서 ANN1은 오버 컷 전문 신경망이고 ANN2는 표면 거칠기 전문 신경망이다.

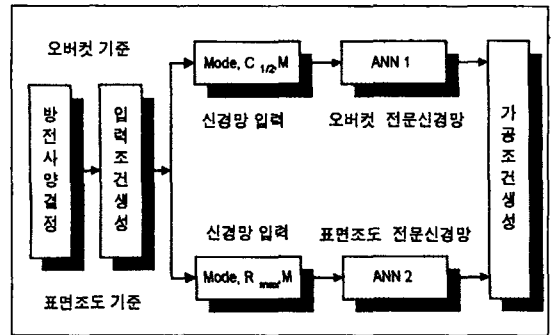


Fig. 2 Procedure of Determining EDM Parameters

Table 1 Input Data of Over-cut Neural Network

입력조건	무 소모	중 소모	유 소모
W	0	1	2
C _{1/2}	목표 값	목표 값	목표 값
모멘텀	40	30	20

Table 2 Input Data of Roughness Neural Network

입력조건	무 소모	중 소모	유 소모
W	0	1	2
Rmax	목표 값	목표 값	목표 값
모멘텀	40	30	20

Fig.3은 방전가공조건을 결정하기 위하여 본 연구에서 제안된 신경망의 구조를 나타낸 것으로 각각 표면 거칠기 전문 신경망과 오버 컷 전문 신경망으로 구성되어있다. Table 1과 Table 2의 신경망 입력에 기초하여 목표결과가 표면 거칠기 일 경우, 표면 거칠기 전문 신경망에서 방전가공 조건을 결정하고, 목표결과가 가공확대 폭(오버 컷)일 경우, 오버 컷 전문 신경망에서 방전가공조건을 결정할 수 있도록 하였다. 오버 컷 전문 신경망의 입력 층은 전극소모영역(W), 목표 가공확대 폭($C_{1/2}$), 모멘텀(M)의 3개의 뉴런으로 구성되었으며, 표면 거칠기 전문 신경망의 입력 층은 전극소모영역(W), 목표 표면 거칠기(R_{max}), 모멘텀(M)의 3개의 뉴런으로 구성되었다. 2개의 은닉 층은 두개의 전문 신경망 모두 각각 12개의 뉴런으로 구성되었으며, 출력 층은 두개의 전문 신경망 모두 목표 가공 조건인 9개의 가공인자 들이 뉴런이 될 수 있도록 3-k-k-9의 구조를 갖는 신경망으로 구성하였다.

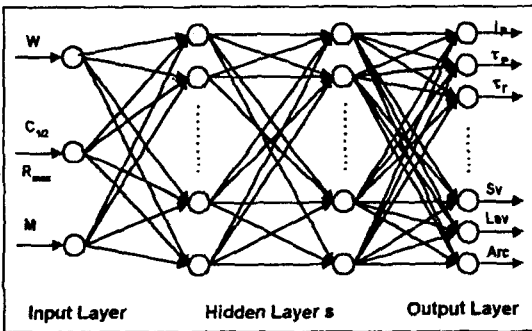


Fig. 3 Schematic Diagram of Expert Neural Networks

3.2 신경망 학습

신경회로망의 학습은 뉴런들을 연결하는 결합하중(Connection Weight)을 조절하여 이루어진다. 본 연구에서는 방전기 제작사인 J사에서 제작한 가공조건데이터를 교사데이터(Supervised Data)로 하여, 신경회로망의 출력 층에서 얻어진 최종 출력과 교사데이터와의 차이를 오차(e)로 정의하고, 오차의 제곱(e^2)을 최소화 하는 Delta Rule⁽¹⁴⁾을 이용하였다. 결합하중의 조절에 있어서는 출력 층 뉴런으로의 결합하중을 먼저 조절하고, 차례로 하위 층 뉴런으로의 결합하중을 조절하는 역 전파 알고리즘(Backpropagation Algorithm)⁽¹⁴⁾을 사용하였다.

Table 3은 오버 컷 전문 신경망에 대한 교사학습데이

터이며, Table 4는 표면 거칠기 전문 신경망에 대한 교사 학습 데이터이다.

Table 3 Learning Data of Over-cut Neural Network

Input Data			Target Data								
Mod	$C_{1/2}$	Mo	I_0	τ_p	τ_r	V	Ad	Au	Arc	Lev	Sv
0	120	40	8	21	12	60	20	5	1	3	9
0	140	40	11	22	12	60	20	5	1	3	9
0	160	40	13	22	12	60	20	5	1	3	9
0	250	40	15	24	12	60	20	5	1	3	9
0	280	40	18	24	12	60	20	5	1	3	9
0	300	40	22	26	12	60	20	5	1	3	9
0	320	40	24	26	12	60	20	5	1	3	9
0	500	40	26	28	12	60	20	5	1	3	9
0	550	40	30	30	12	60	20	5	1	3	9
1	30	30	3	12	8	50	15	7	3	4	7
1	60	30	5	12	8	50	15	7	3	4	7
1	75	30	6	14	8	50	15	7	3	4	7
1	85	30	7	14	8	50	15	7	3	4	7
1	110	30	10	16	8	50	15	7	3	4	7
1	150	30	11	18	8	50	15	7	3	4	7
1	180	30	18	20	8	50	15	7	3	4	7
2	25	20	1	3	3	40	10	9	5	5	6
2	30	20	3	7	7	40	10	9	5	5	6
2	35	20	5	8	7	40	10	9	5	5	6
2	40	20	5	9	8	40	10	9	5	5	6
2	45	20	6	9	8	40	10	9	5	5	6
2	55	20	6	10	8	40	10	9	5	5	6
2	60	20	10	10	8	40	10	9	5	5	6
2	70	20	11	12	8	40	10	9	5	5	6

Table 4 Learning Data of Roughness Neural Networks

Input Data			Target Data								
Mod	R_{max}	Mo	I_0	τ_p	τ_r	V	Ad	Au	Arc	Lev	Sv
0	18	40	3	21	12	60	7	6	2	3	9
0	27	40	8	21	12	60	12	6	2	3	9
0	35	40	11	22	12	60	15	6	2	3	9
0	43	40	13	22	12	60	15	6	2	3	9
0	56	40	15	24	12	60	20	6	2	3	9
0	67	40	18	24	12	60	20	6	2	3	9
0	78	40	22	26	12	60	20	6	2	3	9
0	96	40	24	26	12	60	20	6	2	3	9
1	16	30	3	12	8	50	5	5	3	4	7
1	22	30	5	12	8	50	7	5	3	4	7
1	26	30	6	14	8	50	10	5	3	4	7
1	32	30	7	14	8	50	12	5	3	4	7
1	38	30	10	16	8	50	12	5	3	4	7
1	47	30	11	17	9	50	15	5	3	4	7
1	53	30	13	18	12	50	15	5	3	4	7
1	72	30	18	20	12	50	15	5	3	4	7
2	6	20	1	3	3	40	5	4	4	5	6
2	9	20	2	4	5	40	5	4	4	5	6
2	11	20	3	7	6	40	5	4	4	5	6
2	17	20	5	9	7	40	7	4	4	5	6
2	20	20	6	10	8	40	12	4	4	5	6
2	24	20	10	10	9	40	12	4	4	5	6
2	28	20	11	12	9	40	15	4	4	5	6

4. 컴퓨터 모의실험

황삭 방전조건은 전극소모가 적고(무 소모) 전극 크기와 방전에 의한 가공확대 폭을 고려하여 방전속도가 최대가 될 수 있어야 하고, 사상 방전조건은 전극이 다소 소모(유 소모)되더라도 가공면 거칠기를 만족하여야 하며, 가공속도를 중시하고 안정된 방전을 목표로 할 경우에는 중소모 영역의 방전가공조건으로 가공해야 한다.

본 연구에서는 이러한 점을 고려하여 전극소모영역과 가공확대 폭 또는 가공면 거칠기를 만족시킬 수 있는 방전조건을 결정할 수 있는 오버 컷 전문 신경망과 표면 거칠기 전문 신경망을 각각 구성하였다. 오버 컷 전문 신경망은 Table 3을, 표면 거칠기 전문 신경망은 Table 4를 교사데이터로 이용하여 학습시킨 후, 신경망의 적응성을 평가하기 위하여 학습되지 않은 임의의 오버 컷 데이터와 표면 거칠기 데이터를 입력 데이터로 하여 모의 실험한 결과는 Fig.4 - Fig.11과 같다.

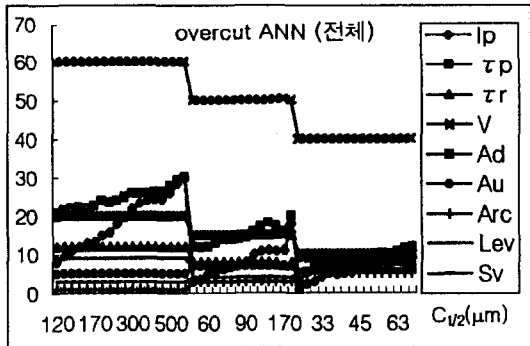


Fig. 4 Simulation Results of Over-cut Expert Neural Network to the Overall Condition

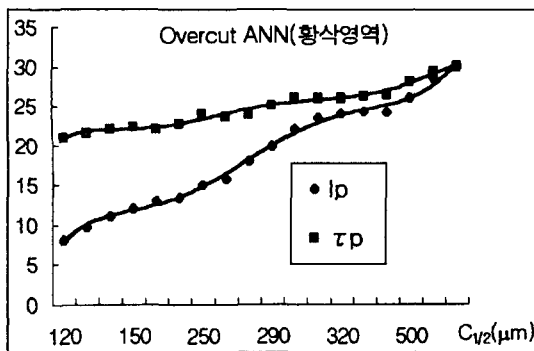


Fig. 5 Simulation Results of Over-cut Expert Neural Network to the Rough Condition

Fig.4는 오버 컷 전문 신경망에서 학습되지않은 임의의 오버 컷과 방전 소모조건을 만족할 수 있는 방전조건이 결정된 결과이며, Fig.5는 황삭 방전 조건인 무 소모 조건으로, Fig.6은 중삭 방전 조건인 중 소모 조건으로, Fig.7은 정삭 방전 조건인 유 소모 방전가공 조건으로 작업자가 요구하는 오버 컷량을 만족하는 방전조건을 오버 컷 전문 신경망에서 구한 다수의 방전 조건 중 오버 컷의 변화에 따라 변동 폭이 큰 방전 조건인 방전전류 최대치와 I_p 와 방전전류 펄스 폭 τ_p 에 대한 신경망의 결과를 나타낸 것이다.

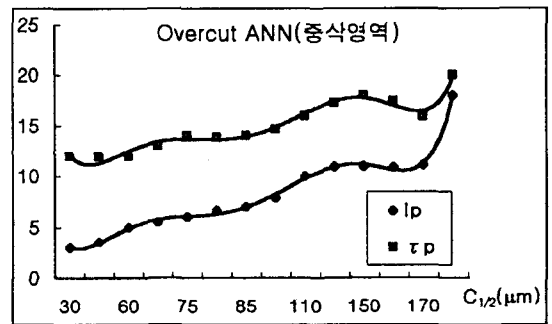


Fig. 6 Simulation Results of Over-cut Expert Neural Network to the Medium Condition

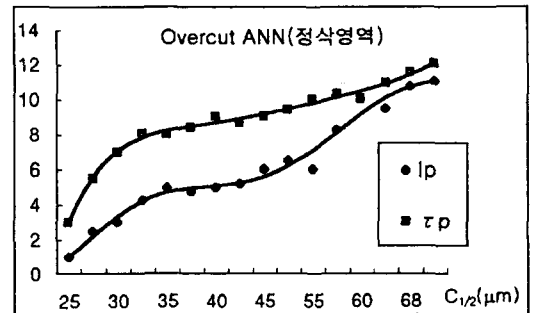


Fig. 7 Simulation Results of Over-cut Expert Neural Networks to the Fine Condition

Fig.8은 표면 거칠기 전문 신경망에서 학습되지않은 임의의 표면 거칠기와 방전 소모조건을 만족할 수 있는 방전조건이 결정된 결과이며, Fig.9는 황삭 방전 조건인 무 소모 방전조건으로, Fig.10은 중삭 방전 조건인 중 소모 방전조건으로, Fig.11은 정삭 방전 조건인 유 소모 방전 조건으로 작업자가 요구하는 표면 거칠기를 만족할 수 있도록 표면 거칠기 전문 신경망에서 구한 다수의 방전 조

건 중 표면 거칠기의 변화에 따라 변동 폭이 큰 방전 조건인 방전전류 최대치와 I_p 와 방전전류 펄스 폭 τ_p 에 대한 신경망의 결과를 나타낸 것이다.

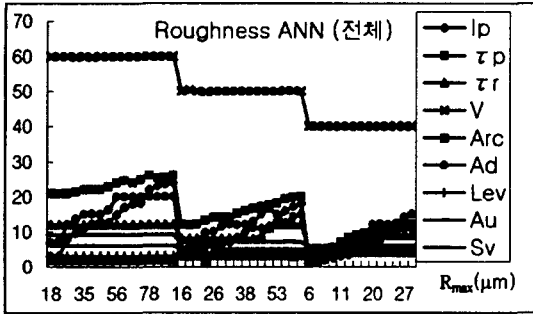


Fig. 8 Simulation Results of Roughness Expert Neural Network to the Overall Condition

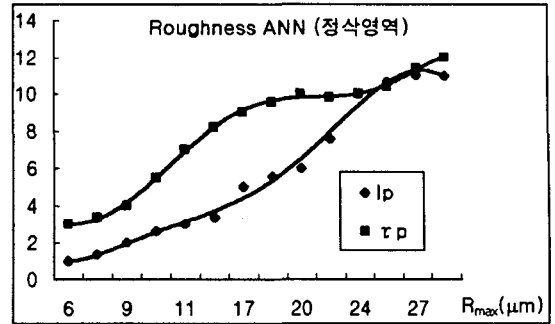


Fig. 11 Simulation Results of Roughness Expert Neural Network to the Fine Condition

대체로 우수한 적응성을 가지고 있다는 것을 알 수 있다.

5. 결 론

본 연구는 무 소모, 중 소모, 유 소모의 3단계 전극소모 영역에 대하여 사상방전을 하고자 할 경우는 제품에 요구되는 표면 거칠기를, 황삭 방전을 하고자 할 경우는 가공된 전극의 크기를 고려한 오버 컷량을 만족시킬 수 있는 방전가공조건을 결정할 수 있도록 하기 위하여 방전기 제조업체인 J사에서 제공한 방전가공조건을 학습데이터로 이용하여 사용자의 요구사항을 만족시킬 수 있는 적절한 방전조건을 생성할 수 있는 신경망을 구축하기 위한 것이다.

학습데이터로 사용된 방전가공 조건은 3단계의 전극소모 영역과 이에 대한 표면 거칠기 및 가공확대 폭에 대한 방전가공조건이 제시되어 있으므로, 방전가공 시 희망하는 소모영역에 대한 방전조건을 결정할 수 있도록 소모영역을 나타내는 수치이외에 모멘텀 항을 추가하여 적용한 결과 사용자가 요구하는 전극소모조건과 표면 거칠기 및 가공확대 폭에 대하여 적응적으로 적절한 방전가공조건을 결정할 수 있다는 사실을 확인할 수 있었다.

본 연구는 실제로 존재하는 데이터의 한계성 때문에 보다 다양한 실험을 충분히 할 수 없는 제한적인 문제점이 있으나 향후 다양한 경우의 데이터를 단계적으로 증가 시켜 현재 존재하는 기계 제작사의 기준 가공정보를 증대시키는 작업과 이를 이용한 다양한 경우의 응용범위에 대하여 본 연구결과를 적용할 수 있도록 하기 위한 것이다.

본 연구는 다소 제한적인 적용이지만 제안된 방법의 검증은 향후 적응력 있는 일반적인 방법으로서의 확대 가능성을 보여준 연구결과로 해석 된다.

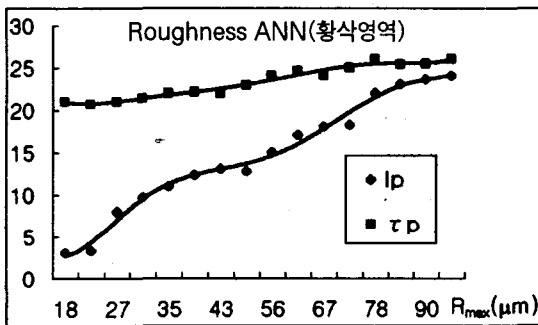


Fig. 9 Simulation Results of Roughness Expert Neural Network to the Rough Condition

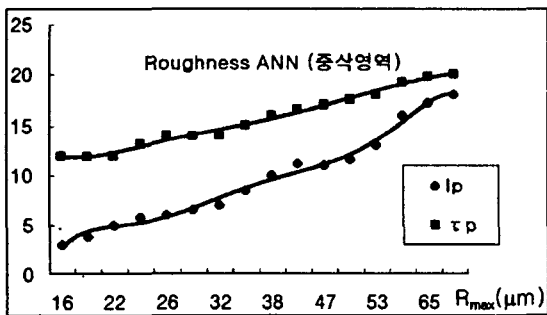


Fig. 10 Simulation Results of Roughness Expert Neural Network to the Medium Condition

이상과 같이 오버 컷 전문 신경망과 표면 거칠기 전문 신경망에 대하여 학습되지 않은 임의에 데이터에 대하여

참 고 문 헌

1. R. Vaidynathan, Performance representation and optimization of Electrical Discharge Machining, Ph.D dissertation, Univ. of NewYork, 1980.
2. T. Masuzawa, X. Cui, N. Taniguchi, "Improved Jet Flushing EDM", Annals of the CIRP Vol.41, 1992.
3. 이견범, 주상윤, 왕지남, "2단계 신경망 추정에 의한 와이어 컷 방전가공조건 선정", IE Interface, Vol.10, No.3, pp.125-132, 1997.
4. 이견범, 주상윤, 왕지남, "와이어 가공조건 자동생성 2단계 신경망 추정", 한국정밀공학회지 제15권 제2호, pp.7-13, 1998.
5. 김창호, 방전가공, 기전 연구사, 1995.
6. 방전가공조건 성능표, 진영정기주), 1996.
7. 三菱電機(株), "放電加工のしくみと100%活用法", 技術 評論社, 昭和60年
8. 小林和彦, 仙北谷 英次, "ワイヤカット放電加工技術", 日刊 工業新聞社
9. P.Gu, X.Yan, "Neural Network approach to the reconstruction of freeform surfaces for reverse engineering", Comput.-Aided Des. Vol. 27, pp 59-64, 1995.
10. T.W Liao, "MLP neural network models of CMM measuring process", Journal of Intelligent Manufacturing, pp 413-425, 7, 1996.
11. J.H. Murphy, B.J.Kagle, "Neural Network recognition of electronic malfunctions", Journal of Intelligent Manufacturing. pp 205-216, 3, 1992.
12. S.Yerramareddy, S.C-Y. LU, K.F.Arnold, "Developing empirical models from observational data using artificial neural networks", Journal of Intelligent Manufacturing, pp 33-41, 4, 1993.
13. 하만경, 광재섭, 송지복, 김건희, 김희술, "신경회로망을 이용한 연삭가공의 트러블 인식에 관한 연구(I)", 한국정밀공학회지, 제13권, 제 9호, pp.149-155,1996.
14. L. Fausett, Fundamentals of Neural Networks, Prentice Hall, 1994.