

2 단계 신경망 추정에 의한 와이어 컷 방전 가공 조건 선정

이진범* · 주상윤** · 왕지남***

Selection of Machining Parameters of Electric Discharge Wire Cut Using 2-Step Neuro-estimation

Keon Beom Lee · Sang Yoon Ju · Gi-Nam Wang

〈Abstract〉

We proposed a 2-step neural network approach for estimating machining parameters of electric discharge wire cut. The first step net, which is described as a backward neuro-estimation, is designed for estimating coarse cutting parameters while the second phase net, as a polishing forward neuro-estimation, is utilized for determining fine parameters. Sequential estimation procedure, based on backward and forward net, is performed using the net's approximation capability which is M to 1 and 1 to M mapping property. Experimental results are given to evaluate the accuracy of the proposed 2-step neuro-estimation.

Key Words : 와이어 컷(Wire Cut), 전향 신경망 인식(Forward neuro-estimation), 후향 신경망 인식 (Backward neuro-estimation), 사상(Mapping), 2단계 신경망 추정(2-step neuro-estimation)

1. 서 론

금속 재료 기술의 발달과 더불어 고 강도, 고 경도의 특성을 가진 신소재가 개발되어 금형 산업을 더 한층 발전시키는 계기가 되었다. 그러나 이러한 신소재는 기계적성질은 매우 우수하지만 가공성이 현저히 저하되어 가공이 매우 어려우므로, 이를 가공할 수 있는 새로운 방법이 요구되었다.

와이어 방전 가공은 이러한 요구에 적합한 방법으로 난삭성 재료에 대한 고 능률, 고 정밀 가공 및 가공 형상의 복잡화, 미소화의 요구에 따라 기존의 역학적 에너지를 이용한 기계적 가공법을 대체할 있는 새로운 가공법으로서 사용되고 있다. 이처럼 와이어 방전가공기는 타 가공법에 비해 난삭성 재료의

우수한 가공 특성으로 인하여 우주 항공, 자동차 산업, 부품 가공 및 형조용 전극 가공 등에도 폭 넓게 사용되고 있으며, 앞으로도 점점 그 적용 분야가 넓어질 것으로 기대된다[1].

와이어 방전가공은 전기적 가공법의 하나로, 가공에 영향을 미치는 인자로는 전압, 전류, 와이어 재질, 피가공물의 재질 등이 있다. 와이어 방전 가공 시 이러한 인자들을 적절히 선정 하면 생산성을 증가 시키고 미려한 가공 표면을 얻을 수 있으나, 그렇지 못한 경우에는 피가공물의 표면이 거칠어지고, 가공 시간이 증가하여 생산성을 감소시키는 결과를 초래한다. 이처럼 가공 조건 선정이 생산성 및 표면 거칠기에 미치는 영향이 지대하므로, 제조업체에서는 최적 가공 조건 선정에 관해 많은 관심을 갖게 되었으나, 가공에 영향을 미치는 수 많은 인

* 홍성기능대학 생산기계기술학과

** 울산대학교 산업공학과

*** 아주대학교 기계 및 산업공학부

사들의 영향을 이론적으로 명확히 규명하여, 최적의 가공 조건을 선정하기란 매우 어려운 일이므로, 이에 관한 연구가 활발히 수행되지 못하고 있다.

본 연구에서는 이러한 문제점을 극복하기 위한 방안으로, 기계 제작사에서 제공한 가공 데이터북의 데이터를 기초로, 2 단계 신경망 추정을 통하여 피가공물의 두께에 적합한 와이어 방전가공 조건을 선정할 수 있는 방법을 제시하고자 한다. 제시된 신경망은 2단계 신경망으로 1단계 신경망 추정에서는 가공 조건의 근사값을 추정(Coarse Estimation)하고, 2단계 신경망 추정에서는 1단계에서 얻은 가공조건을 정밀 추정하는(Fine Estimation) 신경망이다.

2. 와이어 컷 방전기의 원리 및 가공 특성

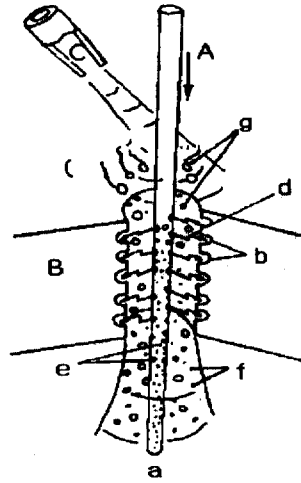
와이어 컷 방전 가공기는 전극으로서 가는 선($\phi 0.5\text{mm}$ 이하)을 이동시키면서 공작물과의 사이로 스파크 방전을 시킴과 동시에 공작물을 회망하는 형상에 따라 구동하면서 가공하는 장치이다[2, 3].

형조 방전 가공과 와이어 컷 방전 가공이 다른점은, 전극이 항상 이동하면서 방전을 하므로 형조 방전가공에 반드시 필요했던 총형 전극이 와이어 컷 방전가공에는 필요하지 않으며, 형조 방전가공은 가공액으로써 주로 유지를 사용했지만, 와이어 컷 방전기에서는 물을 사용해 탈 이온수를 사용한다는 것이다. 또한, 형조 방전 가공의 가장 단점은 공구 전극의 소모 정도가 일반 공작기계에 비해서 매우 많다는 점이지만, 와이어 방전가공은 이 점을 개선하여 공구 전극인 와이어를 항상 이동시키면서 가공하기 때문에 전극이 소모되어도 계속 새로운 와이어 전극이 보내져서 그 소모 부분을 보충하는 형태로 되어 가공 정밀도를 높일 수 있다.

2.1 와이어 방전 가공 메커니즘

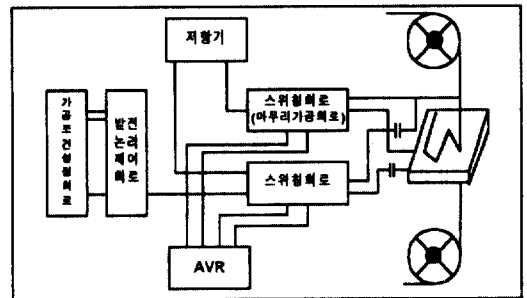
〈그림 1〉과 같이 와이어 전극 A는 위에서 아래로 이동하고, 이것에 가공 액 C가 부어져 방전 d가 공작물 B와의 사이에서 일어나게 한다. 와이어 전극 A가 공작물 B 사이를 방전 하면서 이동하기 때문에, 와이어 전극 A에는 방전흔 e가 생기고, 동시에 공작물 B에도 방전흔이 생긴다. 즉 방전흔 e에 상당하는 공작물 B의 방전흔 b가 와이어 전극 A에 의하여 가공된 것에 상당한다. 방전을 일으켰을 때 방전 부분에서는 수소 및 산소 가스 g를 발생하는 동시에 가공 층 f를 발생한다. 방

전 후의 전극 A는 표면에 많은 방전흔을 가지며, 방전 전류가 흘러 가열된 후 급격히 냉각되어 굳어져서 절단되기 쉽다. 이와 같은 상태가 반복해서 일어나면 공작물 B와 와이어 전극 A의 간격은 가공이 진행됨에 따라 넓어지는데, 이것에 서보 이송을 주어 와이어 전극 A와 공작물 B의 사이를 항상 일정하게 유지하기 때문에 이송되는 방향으로 차츰 가공이 진행하게 된다.



〈그림 1〉 가공 모델

일반적으로 와이어 컷 방전가공기의 기본 구성은 〈그림 2〉와 같이 가공 조건 설정회로, 발전회로, 논리회로, 제어회로, 저항기, 스위칭 회로, 자동 전압조정기 및 가공 액 순환 장치 등으로 구성되어 있다.



〈그림 2〉 와이어 컷 방전기의 기본 구성

2.2 와이어 컷 방전 가공기의 가공 특성

와이어 컷 방전가공은 와이어 전극의 소모는 고려하지 않아도 되므로, 가공 특성으로 가공 속도 및 표면 거칠기가 중요시 되고있다. 여기서 가공 속도는 단위 시간당의 가공 단면적 (mm/min)으로, 전극 이송 속도와 가공물 두께(mm)의 곱으로 표기된다. 가공 속도를 증가 시키기 위해서는 우선 방전 에너지에 비례하는 단발 방전에 의한 가공 제거량을 증가 시켜야 한다[1].

방전 가공의 가공량(w)은 다음 식으로 표시된다.

$$w = K_w \cdot \tau_{on}^{0.6} \cdot I_p^{1.4}$$

w : 가공량 (g/sparks) (다만 $\tau_{on} < 100 \mu s$)

τ_{on} : 방전 시간 (μs)

I_p : 방전 전류 파고 치 (A)

K_w : 상수, 6.7×10^{11}

실제의 가공에 있어서는 임의의 주기를 갖고 반복적으로 이루어지기 때문에 반복 조작 횟수를 증가시킴에 따라 가공량을 증가시킬 수 있다. 즉, 휴지 시간을 작게 하면 방전 반복 횟수가 증가하여 가공 속도가 높아진다. 한편 가공면 거칠기는 단발 방전에 의한 방전흔의 깊이와 그 주변의 밀어 올려진 듯한 부위의 크기로, 단발 방전에 의한 제거 현상의 누적이라고 할 수 있다.

일반적으로 가공량을 높게 되면 가공면이 거칠어지므로, 가공면의 거칠기를 양호 하게 하기 위해서는 가공량을 낮추어야 한다. 가공량을 낮추기 위한 방법으로는, 가공면을 형성하는 방전흔(crater)은 가능한 한 작게 하고, 방전흔의 집적을 많게 하여 가공 속도를 향상시키는 것이 바람직하다. 즉 단위 시간 내의 방전 반복 횟수를 많게 함으로써, 작은 방전흔으로 총 제거량을 증대 시키게 되면 가공면 거칠기는 양호하게 되며 가공 속도가 높아질 수 있다.

와이어 방전가공에 영향을 미치는 인자는 매우 많으나, 가공에 영향을 주는 주요 인자와 이들의 영향을 W사에서 제작한 기계에 대하여 고찰하면 다음과 같다.

- 1) 전압 변환(V_p) : 무 부하 시의 극간 전압의 높이를 선정하기 위한 스위치로, notch는 1 ~ 16의 16단계이며 번호가 클수록 전압은 높아진다(64~150V). 판 두께가 클수록 큰 노치를 필요로 하는데 너무 큰 notch로 가공하면 불안정하게 되고 와이어 절단 등을 일으키게 된다.
- 2) 피크 전류(I_p) : 극간에 흐르는 피크(peak) 전류의 크기를

선정하기 위한 스위치로서 노치는 1~16단계이며, 1~3까지는 마무리 회로용이다. 노치의 번호가 클수록 높은 전류가 흐르므로 그에 따라 가공 속도가 빨라지지만, 반면 표면 거칠기 값이 커진다. 또한 너무 높은 값을 설정하면 와이어 절단을 일으키므로 가공물 및 와이어의 종류에 따라 적당한 값으로 설정해야 한다.

- 3) 휴지 시간(off time) : 방전이 종료된 후 다시 전압을 가하기까지의 시간을 설정하기 위한 스위치이다. 노치는 1~16단계이며 작게 할수록 휴지 시간은 짧아지며, 그에 따라 가공 속도는 빨라진다. 그러나 가공이 불안정해져서 와이어 단절이나 단락의 원인이 된다.
- 4) 안정 회로 A(Sa) : 보다 안정된 가공을 위한 스위치로, 1~8까지의 노치가 있으며, 번호가 크면 가공속도가 빨라지고, 단락이 감소되어 가공이 안정되지만, 너무 크면 와이어가 단절된다.
- 5) 안정 회로 B(Sb) : 안정 회로 A와 마찬가지로 가공을 안정시키기 위한 스위치로, 1~16까지의 노치가 있다. 번호가 커질수록 가공속도가 감소한다.
- 6) 와이어 속도(Ws) : 와이어 속도를 조절하기 위한 스위치로 1~16까지의 노치가 있다. 번호가 커지면 와이어 속도는 증가한다.
- 7) 와이어 장력(Wt) : 와이어 장력을 조절하기 위한 스위치로 1~16까지의 노치가 있으며, 번호가 커질수록 와이어 장력은 커진다.
- 8) 초기 장력(Pt) : 와이어의 초기 장력을 조절하기 위한 스위치로 1~16까지의 노치가 있으며, 번호가 커질수록 와이어 장력이 커진다.
- 9) 가공액량(Lq) : 가공액량을 조절하기 위한 스위치로 1~2까지의 노치가 있으며, 1은 가공액량이 적은 양이고, 2는 가공액 양이 많다.
- 10) 비저항(Lr) : 가공액 비저항을 조절하기 위한 스위치로 1~20까지의 노치가 있으며, 번호가 클수록 비저항은 작아진다.
- 11) 평균 가공 전압(V_p) : 최적 속도로 가공할 경우의 목표 값이 되는 평균 가공 전압을 설정하기 위한 스위치로서 1~150(V)의 범위이다.
- 12) 설정 이송 속도 (Fa) : 목표가 되는 테이블의 이송 속도 (mm/min)를 나타낸다.
- 13) 방전갭(offset) : 방전에 의해 커진 편측 값(μm)
- 14) 표면 거칠기(R_{max}) : 방전에 의한 표면 거칠기(μm)

위와 같은 인자들의 영향을 고려하여 가공 조건을 선정한다.

3. 신경망 모델링

신경망의 모델링 성능은 많은 문헌에서 우수성을 보였으며 역전파(Backpropagation) 신경망은 주어진 입력(Inputs)을 특정한 출력(Outputs)으로 사상(mapping)하는 함수의 근사화(Approximation) 및 함수의 보간(Interpolation)에 잘 적용되는 신경망이다[6, 7].

다층 퍼셉트론 신경망은 <그림 3>과 같이 크게 입력층, 은닉층 및 출력층으로 구성되어 있으며, 역전파 학습 알고리즘에 의해 학습된다. 역전파에 의한 신경망 학습은 전향단계, 후향단계, 연결강도 조정단계의 3 단계를 포함하고 있으며, 전향단계는 입력 값으로부터 출력 값을 계산하고, 후향단계는 출력 값과 목표 값과의 오차를 계산하며, 연결강도 조정 단계는 연결강도를 수정한다. 역전파 신경망을 학습하기 위한 알고리즘에 사용된 용어는 다음과 같다.

- X_i : 입력층의 i 번째 성분
- Z_j : 은닉층의 j 번째 성분
- Y_k : 출력층의 k 번째 성분
- V_{ij} : 입력층의 i 번째 성분에서 은닉층의 j 번째 성분으로의 연결강도
- W_{jk} : 은닉층의 j 번째 성분에서 출력층의 k 번째 성분으로의 연결강도
- t_k : 출력층의 k 번째 성분에 해당하는 목표값
- α : 학습률

1) 전향단계 : 전향단계에서는 입력단(Input Units)이 신호를 받아 은닉단(Hidden Units)으로 보내면, 다음과 같이 은닉층의 출력을 계산한다.

$$z_in_j = v_{oj} + \sum_{i=0}^n X_i V_{ij}$$

$$z_j = f(z_in_j)$$

여기서 활성화 함수 $f(z_in_j)$ 는 다음과 같이 정의되는 시그모이드(Sigmoid) 함수이다.

$$f(X) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

각 출력단은 다음과 같이 출력을 계산한다.

$$y_in_k = W_{ok} + \sum_{j=1}^p Z_j W_{jk}$$

$$y_k = f(y_in_k);$$

2) 후향단계 : 각 출력단은 입력에 상응하는 목표 값을 받아 오차 δ_k 를 계산한다.

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_in_k).$$

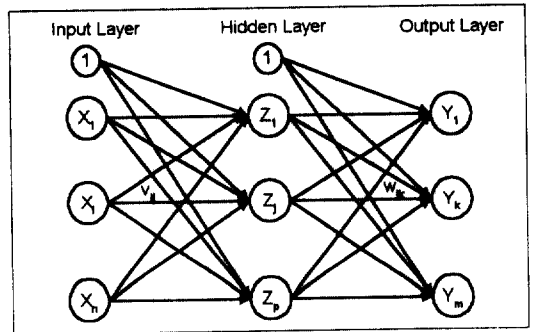
연결강도 수정치 $\Delta W_{jk} = \alpha \delta_k Z_j$ 및 바이어스 수정치 $W_{ok} = \alpha \delta_k$ 을 구하고, δ_k 를 하위층으로 보낸다.

각 은닉층 Z_j 는 자신의 delta 입력 $\delta_in = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{jk}$ 을 계산한 후, 도함수를 곱하여 오차 $\delta_j = \delta_in f'(z_in_j)$ 를 구한다. 연결강도 수정치 $\Delta V_{ij} = \alpha \delta_j X_i$ 와 바이어스 수정치 $\Delta V_{oj} = \alpha \delta_j$ 를 계산한다.

3) 연결강도와 바이어스 계산 : 각 출력단(Y_k)은 과 은닉단은 각각 자신의 바이어스와 연결강도를 수정한다.

$$W_{jk}(new) = W_{jk}(old) + \Delta W_{jk}$$

$$V_{ij}(new) = V_{ij}(old) + \Delta V_{ij}$$



<그림 3> 하나의 은닉층을 가진 역전파 신경망

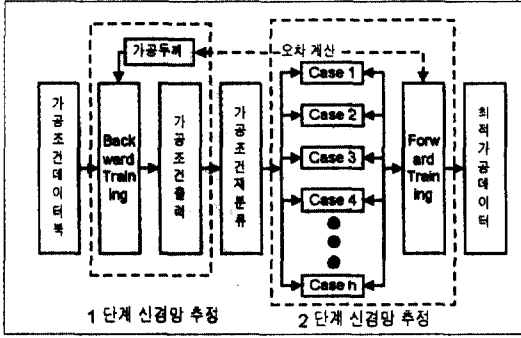
3.1 적용 신경망의 구조

본 연구는 와이어 전극이 $\phi 0.2mm$ 인 황동계이고, 피가공물의 재질이 SKD-11인 경우에 대하여, 신경망을 이용하여 기계 제작사(W사)에서 제공한 <표 1>의 가공 조건으로 학습시켜, 임의의 두께를 가진 피가공물에 대한 최적의 와이어 방전 가공

조건을 선정할 수 있도록 하기 위한 것으로, 2 단계 신경망 추정(2-step neuro-estimation) 방법을 이용하였으며, 신경 회로망의 구성도는 <그림 4>와 같다.

<표 1> 학습 데이터 (와이어 방전 조건)

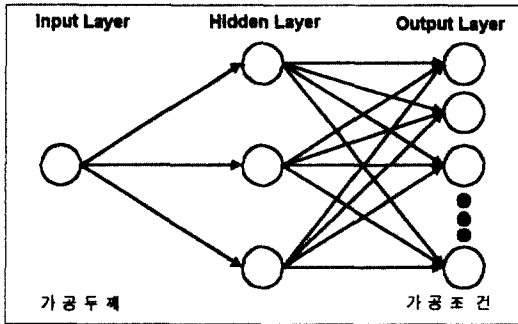
T	V _p	I _p	T _{off}	Sa	Sb	W _s	W _t	Pt	Lq	Lr	V _s	FA	offset	??
5	3	7	11	3	12	12	7	14	2	17	44	17	134	17
10	3	7	10	3	10	12	7	14	2	17	44	9.9	140	16
20	4	8	10	3	7	12	7	14	2	17	44	6.7	146	18
30	4	8	10	3	7	12	7	14	2	17	44	4.4	150	18
40	4	9	10	3	6	12	7	14	2	17	44	3.9	153	18
50	4	9	10	3	6	12	7	14	2	17	44	3	153	18
60	5	9	10	3	6	12	7	14	2	17	44	2.5	153	18
70	5	9	10	3	7	12	7	14	2	17	49	1.9	157	18
80	5	9	10	3	7	12	7	14	2	17	49	1.5	160	18
90	6	9	10	3	9	12	7	14	2	17	49	1.3	160	18
100	6	9	10	3	9	12	7	14	2	17	49	1.2	160	18



<그림 4> 신경 회로망의 구성도

제 1단계 신경망은 후향 신경망 추정(Backward neuro-estimation)으로, 입력층 뉴런은 피가공물의 두께이고, 은닉층

(Hidden Layer)은 3개의 뉴런을 가지고 있으며, 출력층은 와이어 방전 조건인 14개의 가공 인자가 되도록 <그림 5>와 같이 1-3-14 형태를 갖는 신경 회로망으로 구성하였으며, 제 2 단계 신경망의 입력층(Input Layer) 뉴런은 14개 가공 인자이고, 은닉층(Hidden Layer)은 3개의 뉴런을 가지고 있으며, 출력층(Output Layer)이 피가공물의 두께가 되도록 <그림 6>과 같이 14-3-1의 형태를 갖는 신경회로망으로 구성하였다.

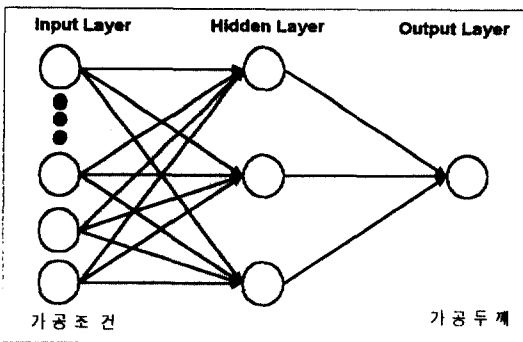


<그림 5> 후향 신경망

3.2 신경망 학습

신경 회로망의 학습은 뉴런들을 연결하는 연결강도(Connection Weight)를 조절하여 이루어진다. 일반적으로 신경망은 다수의 입력(Input)을 소수의 출력(Output)으로 사상(Mapping)하는 신경망은 정확도가 뛰어나나, 반대로 소수의 입력을 다수의 출력으로 사상하는 것은 정확도가 떨어진다.

대체로 1 : M 사상(Mapping)은 오차는 작아질 수 있으나 각각의 M값에 대한 정확도는 보장할 수 없다. 반면, M : 1 사상(Mapping)은 출력 값의 정확도가 뛰어나다고 할 수 있다. 본 연구에서 수행하고자 하는 문제는 단일 입력(두께)을 다수(14개의 가공 조건)의 출력으로 사상하는 것이므로 정확도를 보증하기 어렵다. 따라서 본 연구에서는 이러한 문제를 감안하여 정확도를 향상시키기 위한 방안으로 2 단계 신경망 추정법을 이용하였다. 첫번째 단계는 대략적인 추정으로, 피가공물의 두께를 입력으로 하고, 이에 대한 목표(Target) 가공 조건을 교사 데이터(Supervised Data)로 한 후향 신경망(Backward neuro-estimation)이며, 두 번째 단계는 제 1 단계 신경망의 출력 중 파생할 수 있는 모든 가공 조건 중, 보다 정확한 가공 조건을 선정하기 위한 정밀 추정법으로, 보정 신경망인 전향



<그림 6> 전향 신경망

신경망 인식(Forward neuro-estimation)을 사용하였다. 전향 신경망은 14개의 가공 조건을 입력으로 하고, 이에 대한 목표 두께를 교사 데이터(Supervised Data)로 하였다. 결합 하중의 조절에 있어서는 출력층 뉴런으로의 결합 하중을 먼저 조절하고, 차례로 하위층 뉴런으로의 결합 하중을 조절하는 역전파(Backpropagation) 알고리즘을 사용하였다.

이러한 방법으로 학습된 신경망을 이용하여 가공하고자 하는 가공 두께를 입력하면, 제 1단계 신경망인 후향 신경망 추정법으로 가공 조건을 출력한다. 출력한 가공 조건에서 발생 가능한 모든 조건들(예를 들어 I_p 가 1.4일 경우 가능한 값은 1과 2이다)을 조합하여, 이를 제 2단계인 전향 신경망의 입력으로 이용하여 구한 출력과 가공 두께와의 오차가 가장 작은 조건이 최적의 가공 조건이 되도록 하였다. 본 연구에서는 학습 데이터가 충분하지 못하므로 신경망의 적응성을 평가하기 위하여 두께 30mm와 60mm의 경우에 한하여 가공 조건을 제외하고 학습 시킨 후, 2 단계 신경망으로 이에 대한 가공 조건을 선정된 후 본래의 가공 데이터와의 오차를 비교하였다.

4. 실험 결과

최적 와이어 방전 가공 조건 선정을 위하여 본 연구에서 제안한 2단계 신경망 추정의 결과는 다음과 같다. <그림 7>은 1 단계 신경망 추정인 후향 신경망의 학습 오차이며, <그림 8>

은 2단계 신경망 추정인 전향 신경망의 학습 오차이다. 2개의 그림에서 전향 신경망의 학습 오차가 작게 나타났으며 이는 신경망의 근사화 능력이 입력과 출력이 1:M보다 M:1인 경우에 더 정확하게 근사화 할 수 있음을 보여 주고 있다.

<표 2>는 신경망의 적응성을 평가하기 위해 피가공물의 두께 60mm에 대한 가공 조건을 제외하고 학습시킨 후, 평가 데이터로 두께 60mm를 사용하여 구한 가공 조건이며, <표 3>은 후향 신경망을 통하여 구한 <표 2>의 가공조건을 이용하여 생성 가능한 모든 가공조건들을 재 생성한 결과이다. <표 4>는 보다 정밀한 가공조건을 구하기 위하여 <표 3>의 재 생성된 가공 조건 집합을 입력으로 하여 피가공물의 두께를 구한 전향 신경망의 결과이며, <표 5>는 전향 신경망에 의하여 선정된 가공 조건과 가공 데이터부의 가공 조건과의 오차를 나타내며, <그림 9>는 신경망을 통하여 구한 가공 조건과 가

<표 2> 후향 신경망 결과 (두께 60mm)

V_p	I_p	T_{off}	Sa	Sb	Ws	Wt	Pt	Lq	Lr	V_s	FA	ofst	R_{max}
4.9	9	10	3	5	12	7	14	2	17	41.9	2.6	149	19

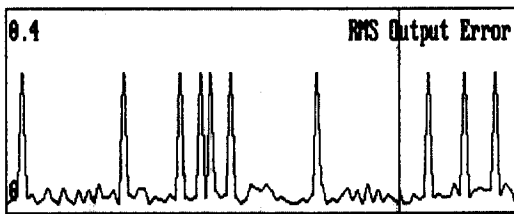
<표 3> <표 2>의 조건으로 재 생성된 가공조건

V_p	I_p	T_{off}	Sa	Sb	Ws	Wt	Pt	Lq	Lr	V_s	FA	ofst	R_{max}
4.9	9	10	3	5	12	7	14	2	17	41.9	2.6	149	19
4	9	10	3	5	12	7	14	2	17	41	2.6	149	19
4	9	10	3	5	12	7	14	2	17	41	2.6	150	19
4	9	10	3	5	12	7	14	2	17	42	2.6	149	19
4	9	10	3	5	12	7	14	2	17	42	2.6	150	19
5	9	10	3	5	12	7	14	2	17	41	2.6	149	19
5	9	10	3	5	12	7	14	2	17	41	2.6	150	19
5	9	10	3	5	12	7	14	2	17	42	2.6	149	19
5	9	10	3	5	12	7	14	2	17	42	2.6	150	19

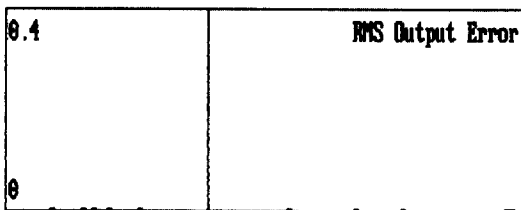
<표 4> <표 3>의 조건에 대한 전향 신경망 결과

V_p	I_p	T_{off}	Sa	Sb	Ws	Wt	Pt	Lq	Lr	V_s	FA	ofst	R_{max}	결과	오차
4	9	10	3	5	12	7	14	2	17	41	2.6	149	19	54.1	5.9*
4	9	10	3	5	12	7	14	2	17	41	2.6	150	19	53.2	6.8
4	9	10	3	5	12	7	14	2	17	42	2.6	149	19	52.2	7.8
4	9	10	3	5	12	7	14	2	17	42	2.6	150	19	51.3	8.7
5	9	10	3	5	12	7	14	2	17	41	2.6	149	19	75.5	15.5
5	9	10	3	5	12	7	14	2	17	41	2.6	150	19	75.1	15.1
5	9	10	3	5	12	7	14	2	17	42	2.6	149	19	75.1	15.1
5	9	10	3	5	12	7	14	2	17	42	2.6	150	19	74.8	14.8

<참고 : *는 최소 오차를 나타냄>



<그림 7> Backward Networks의 학습 오차



<그림 8> Forward Networks의 학습 오차

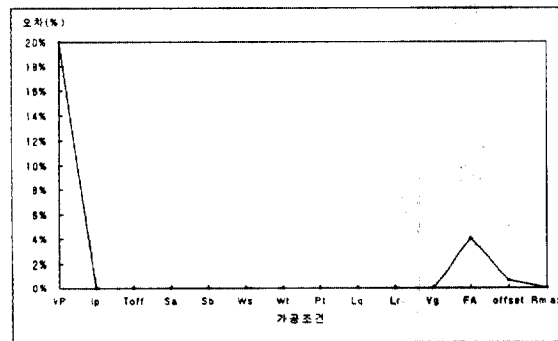
공 데이터북의 가공조건과의 오차를 그래프로 나타낸 것이다.

〈표 6〉은 신경망의 적용성을 평가하기 위해 피가공물의 두께 30mm에 대한 가공 조건을 제외하고 학습시킨 후, 평가 데이터로 두께 30mm를 사용하여 구한 가공 조건이며, 〈표 7〉은 후향 신경망을 통하여 구한 〈표 6〉의 가공조건을 이용하여 생성 가능한 모든 가공조건들을 재 생성한 결과이다. 〈표 8〉은 보다 정밀한 가공조건을 구하기 위하여 〈표 7〉의 재 생성된 가공 조건 집합을 입력으로 하여 피가공물의 두께를 구한 전향 신경망의 결과이며, 〈표 9〉는 전향 신경망에 의하여 선정된 가공 조건과 가공 데이터북의 가공 조건과의 오차를 나타내며, 〈그림 10〉은 신경망을 통하여 구한 가공 조건과 가공 데이터북의 가공조건과의 오차를 그래프로 나타낸 것이다.

출력 결과를 살펴보면 학습된 기존 두께에 대한 외이어 방전 가공 조건 선정결과가 매우 우수하게 나타났으며, 임의의 가공 두께에 조건 선정에도 매우 우수한 적용성을 보임을 알 수 있다.

〈표 5〉 신경망 결과와 가공조건과의 비교

	Vp	Ip	T _{off}	Sa	Sb	Ws	Wt	Pt	Lq	Lr	Vg	FA	ofst	R _{max}
가공데이터	5	9	10	3	5	12	7	14	2	17	41	2.5	150	19
결과데이터	4	9	10	3	5	12	7	14	2	17	41	2.6	149	19
오 차	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	1	0



〈그림 9〉가공데이터와 신경망결과 비교(60mm)

〈표 6〉 두께 30mm에 대한 후향 신경망 결과

VP	Ip	T _{off}	Sa	Sb	Ws	Wt	Pt	Lq	Lr	Vg	FA	offset	R _{max}
4.3	8.4	10	3	5.7	12	7	14	2	17	41	5.6	148.9	18.9

〈표 7〉 〈표 6〉의 가공조건으로 생성된 가공조건

VP	Ip	T _{off}	Sa	Sb	Ws	Wt	Pt	Lq	Lr	Vg	FA	ofst	R _{max}
4	8	10	3	5	12	7	14	2	17	41	5.6	148	18
4	8	10	3	5	12	7	14	2	17	41	5.6	148	19
4	8	10	3	5	12	7	14	2	17	41	5.6	149	18

중간 데이터 생략

5	9	10	3	6	12	7	14	2	17	41	5.6	148	18
5	9	10	3	6	12	7	14	2	17	41	5.6	148	19
5	9	10	3	6	12	7	14	2	17	41	5.6	149	18
5	9	10	3	6	12	7	14	2	17	41	5.6	149	19

〈표 8〉 〈표 7〉의 입력에 대한 전향 신경망 결과

Vp	Ip	T _{off}	Sa	Sb	Ws	Wt	Pt	Lq	Lr	Vg	FA	ofst	R _{max}	결과	오차
4	8	10	3	5	12	7	14	2	17	41	5.6	148	18	63.1	33.1
4	8	10	3	5	12	7	14	2	17	41	5.6	148	19	39.1	9.1
4	8	10	3	5	12	7	14	2	17	41	5.6	149	18	62.7	32.7

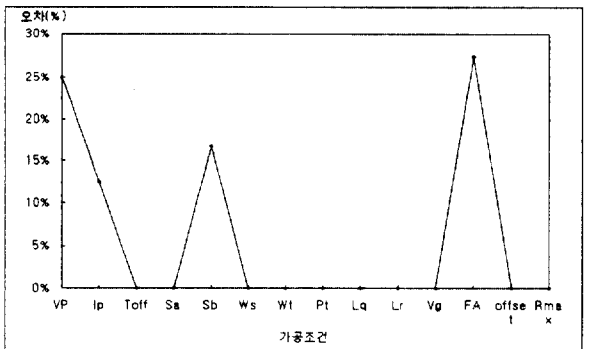
중간 데이터 생략

5	9	10	3	6	12	7	14	2	17	41	5.6	148	19	16.4	13.6
5	9	10	3	6	12	7	14	2	17	41	5.6	149	18	32.9	2.9*
5	9	10	3	6	12	7	14	2	17	41	5.6	149	19	16.1	13.9

〈참고 : * 는 최소 오차임〉

〈표 9〉 신경망 결과와 가공조건과의 비교

구 분	Vp	Ip	T _{off}	Sa	Sb	Ws	Wt	Pt	Lq	Lr	Vg	FA	ofst	R _{max}
가공데이터	4	8	10	3	6	12	7	14	2	17	41	4.4	148	19
결과데이터	5	9	10	3	5	12	7	14	2	17	41	5.6	148	19
오 차	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.2	0	0



〈그림 10〉가공데이터와 신경망결과 비교(30mm)

5. 결론 및 향후 연구 과제

본 연구는 와이어 방전 가공 시 최적 가공 조건을 선정할 수 있도록 하기 위하여 신경회로망을 이용하였으며, 다음과 같은 결론을 얻었다.

첫째, 기계 제작사에서 제공한 가공 데이터를 학습 데이터로 이용하여 임의의 두께에 대한 적합한 가공 조건을 선정할 수 있었다.

둘째, 피가공물의 두께와 관련된 14개의 가공 조건 파라미터와의 관계를 보다 확실하게 하기 위하여 2단계(Backward & Forward neuro-estimation) 신경회로망으로 구성하여 학습시킨 결과, 가공 데이터에 없는 새로운 두께에 대해서도 강력한 적응성을 갖는 신경회로망 시스템이 되었다.

본 연구에서는 출력에 대한 정확도를 얻기 위하여 2단계 신경망 추정을 이용하였으며, 후향 신경망 추정 방식으로 구한 정수가 아닌 가공 조건을 가능한 두께의 출력(예 V_g가 15.2일 경우 가능한 조건은 15와 16입)으로 분류하여, 이를 다시 전향 신경망 추정 방식으로 구한 가공 두께와 실제의 가공 두께와의 오차가 가장 작은 것을 가공 조건으로 선택하는 방식을 취하였으나, 향후 연구 과제로서 전향 신경망에서 후향 신경망의 출력인 가공 조건을 다수의 가능한 조건으로 자동 생성(Generic Generation)하고, 이를 제 2단계의 새로운 입력으로 사용하여, 이들의 출력인 가공 두께와 실제의 가공 두께와의 오차가 가장 작은 조건이 최적의 가공 조건이 될 수 있도록 하는 신경망을 구축하는 방안이 연구 되어야 한다.

[참 고 문 헌]

- [1] 성준경외, "금형강의 와이어 컷 방전가공 시 방전 조건과 가공특성", 정밀공학회지 '96년도 춘계 학술대회 논문집, pp. 14~18, 1996.
- [2] 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.
- [3] 정상결, WIRE CUT 방전가공, 백재 교역사.
- [4] "와이어 컷 방전 가공법", 금형 기술, 통권 13호, pp. 16~80, 1991.
- [5] 원일 정기, "AV&G WIRE 방전가공기 Data Book", 1996.
- [6] L. Fausett, Fundamentals of Neural Networks : Architecture, Algorithms, and Applications, Prentice Hall, 1994.
- [7] S. Haykin, Neural Networks : A Comprehensive Founda-

tion, Macmillan, 1994.

- [8] 하경만의, "신경회로망을 이용한 연삭 가공의 트러블 인식에 관한 연구", 정밀공학회지, 제13권, 제9호, pp.149~155, 1996.
- [9] 광재섭외, "신경망 회로를 이용한 연삭 가공의 트러블 검지(II)", 정밀공학회지, 제13권 제11호, pp.57~63, 1996.



이건범

현재 홍성기능대학 생산기계기술학과 조교수로 재직중이다. 울산대학교 기계공학과에서 학사(1992) 및 석사(1994)를 취득하였으며, 울산대학교 산업공학과에서 박사과정을 수료하였다(1997). 주요 관심 분야는 CAD/CAM, Neural Network 응용, 제조 시스템 자동화 등이다.



주상운

현재 울산대학교 산업공학과 정교수로 재직중이다. 서울대학교 산업공학과에서 학사(1977), 한국과학기술원 산업공학과에서 석사(1979) 및 박사(1989) 학위를 취득하였다. 주요 관심 분야는 곡면 모델링, NC 가공, 제조시스템 자동화 등이다.



왕지남

현재 아주대학교 기계 및 산업공학부 조교수로 재직중이다. 아주대학교 산업공학과에서 학사(1982), 한국과학기술원 산업공학과에서 석사(1984), 미국 Texas A&M University 산업공학과에서 박사학위(1993)를 취득하였다. 주요 관심 분야는 Neural Network 설계 및 동적제어, 자동감시제어, 초고속 망 응용기술 등이다.