

## 와이어 가공 조건 자동 생성 2 단계 신경망 추정

이 건 범\*, 주 상 윤\*\*, 왕 지 남\*\*\*

### Automatic Generation of Machining Parameters of Electric Discharge Wire-Cut Using 2-Step Neuro-Estimation

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

#### ABSTRACT

This paper presents a methodology for determining machining conditions in Electric Discharge Wire-Cut. Unification of two phase neural network approach with an automatic generation of machining parameters is designed. The first phase neural network, which is 1 to M backward-mapping neural net, produces approximate machining conditions. Using approximate conditions, all possible conditions are newly created by the proposed automatic generation procedure. The second phase neural net, which is a M to 1 forward-mapping neural net, determines the best one among the generated candidates. Simulation results with ANN are given to verify that the presenting methodology could apply for determining machining parameters in Electric Discharge Wire-Cut.

**Key Words :** EDM(Electrical Discharge Machining), EDW(Electrical Discharge Wire-cut ),  
Neural Networks(신경회로망)

#### 1. 서 론

난삭성 재료 및 복잡하고 정교한 형상의 제품 가공에 적합한 가공 방식인 방전가공법이 개발되어 금속가공산업의 혁신을 초래하였다. 방전가공법은 공구전극의 형상에 따라 형조방전과 와이어방전으로 구분된다. 형조방전은 가공될 제품형상과 동일한 전극을 사용하지만, 와이어방전은 전극으로 가는 선을 사용하므로, 전극제작에 필요한 시간을 절약할 수 있으며, 전극이 가는 선이므로, 미세하고 복잡한 형상의 가공 및 금형가공 등에 널리 사용되

고 있다<sup>(1~4)</sup>.

와이어 방전기는 프레스타발형, 소결형, 압출, 인발 다이스와 같은 2차원형상의 금형과 형조 방전기의 전극가공, 시작품가공, 프로파일 게이지가공, 화학섬유의 노즐 및 슬릿 가공과 같은 미세가공에 사용되고 있으며, 타 가공법에 비해 난삭성 재료에 대한 우수한 가공특성으로 인하여 우주항공, 자동차산업 등 다양한 분야에서 폭넓게 사용되고 있으며, 앞으로도 점차 적용범위가 확대될 것으로 기대된다<sup>(5~7)</sup>.

효율적인 와이어 방전을 위해서는 가공성능과 직접적으

\* 홍성기능대학 생산기계기술학과

\*\* 울산대학교 산업공학과

\*\*\* 아주대학교 기계 및 산업공학부

로 관련이 있는 가공 조건들의 영향을 분석하여 이들을 적절히 선정하여야 하며, 이를 인자들의 영향을 이론적으로 명확히 규명하여, 최적의 가공조건을 선정하기란 매우 어려운 일이므로, 현장에서는 기계제작사에서 제공한 가공데이터<sup>(6)</sup>를 이용하거나, 가공경험이 풍부한 작업자의 경험에 의존하고 있는 실정이다. 방전가공에 대한 기존의 연구는 방전현상 자체에 대한 것이 대부분이며, 최적 방전조건 선정에 관한 연구로 이건범<sup>(5,6)</sup>은 와이어 방전 조건과 전극소모비에 기초한 방전조건 결정방법에 관하여 연구하였다.

본 연구는 보다 효율적인 방전가공조건을 선정하기 위하여, 1단계로 피가공물 두께에 적합한 대략적인 가공조건을 추정한 후, 이를 기초로 후보 가공조건을 자동 생성할 수 있는 알고리즘을 제시하였으며, 자동 생성된 후보 가공조건을 보정 신경망인 2단계 신경망 추정(정밀추정: fine estimation)의 입력으로 사용함으로써 최적 와이어 가공조건을 선정할 수 있는 방법을 제시하고자 한다.

## 2. 가공조건 결정방법

와이어 방전가공에 영향을 미치는 주요인자는 무 부하전압, 피크전류, 펄스폭, 휴지시간, 콘덴서용량 등으로 분류될 수 있다. 작업자가 가공목적에 적합한 가공조건을 결정하기란 매우 어려운 일이므로, 산업현장에서는 가공경험이 풍부한 작업자의 노하우(Know how)에 의존하거나, 기계 제작사에서 실제 가공을 통하여 작성한 가공조건표를 이용하여 선정하고 있다.

후자의 경우 일정한 간격의 가공물 두께에 대한 가공조건만이 가공조건표에 제시되어 있으므로 작업자는 가공하고자 하는 가공물의 두께와 가장 근사한 두께를 가공조건표에서 찾아 이를 가공조건으로 선정하여 사용하고 있다. 본 연구는 가공조건표에 나타나 있는 일정한 간격의 가공물 두께 이외에도 실제 가공물 두께에 적합한 가공조건을 결정하기 위하여 2단계 신경망을 이용하였다.

### 2.1 가공속도 향상방안

와이어 방전가공에서 가공속도는 이송량과 피가공물의 두께를 곱한 것으로, 단위시간당 가공면적( $\text{mm}^2/\text{min}$ )으로 정의된다.

#### (1) 피가공물 두께와 가공속도

가공속도는 극간에 흐르는 전류에 비례하므로, 피크전류 $I_p$ 가 클수록, 휴지시간 $t_r$ , 이 작을수록, 피가공물 두께가

두꺼울수록 가공면적이 크게 되므로, 면적효과가 유효하게 작용하여 가공속도가 빨라지나 가공면 거칠기는 거칠어진다.

#### (2) 와이어장력과 가공속도

와이어 방전가공은 강성(剛性)이 거의 없는 와이어를 전극으로 사용하므로, 장력이 약하면 와이어진동의 진폭이 크게 되고 단락이 발생하는 경우가 많으며, 장력이 강하면 와이어진폭이 작게 되어 가공되는 흠 폭이 좁게 되므로 가공속도가 상승된다. 그러나 장력이 지나치게 강하면 와이어가 절단되기 쉬우므로 적절한 장력을 선택하여야 한다.

#### (3) 가공 액과 가공속도

와이어 방전가공은 가공액으로 순도가 높은 물을 사용한다. 물의 순도는 비저항  $10^4 \sim 10^6 \Omega \cdot \text{cm}$  정도이며 양극성의 피가공물은 전해작용에 의하여 조금씩 침식되며, 비저항이 낮을수록 그 양이 증가되므로 방전갭이 크게 되어 가공이 안정된다. 비저항이 낮을수록 가공속도는 빨라지만 지나치게 낮으면 가공속도가 감소하는 경향이 있다.

### 2.2 가공정밀도 향상방안

와이어 방전가공 시 가공 흠 폭은 Fig.1과 같이 와이어 방전가공 특유의 복모양의 영향 때문에 피가공물의 가공면 중앙부가 들어가므로 최종적인 가공면의 상부와 하부를 비교해보면 중앙부의 치수가 작게 되어 가공정도를 저하시키는 요인이 된다.

와이어 방전기 자체의 테이블 이송정도나 열에 의한 기계의 변형을 무시할 수 있다면 치수정도의 오차는 주로 공작물 자체의 비틀림에 있다고 할 수 있다. 공작물의 비틀림에는 재료자체의 내부응력에 의한 것과 방전 열에 의

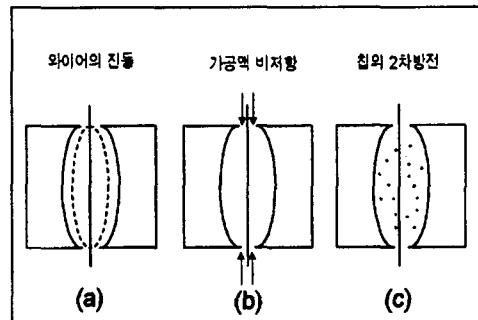


Fig. 1 중앙이 두꺼운 복 형상의 원인

한 것이 있으며, 이를 방지하려면 응력제거를 위해 예비 가공을 하거나 방전에너지를 작게 설정해야 한다.

가공면에 복 형상이 발생하는 주요인은 다음과 같이 3 가지로 분류할 수 있다. 첫째, 와이어는 상하 가이드에 지지되어 있으므로 방전에 의한 반발력으로 진동이 발생하여 공작물 중심부에서 진폭이 최대의 상태로 방전된다 (Fig.1-a). 둘째, 가공액은 공작물의 상·하부 노즐과 하부 노즐로부터 분출되므로, 공작물의 상·하부와 중앙부의 비저항이 다르게 된다. 즉, 공작물 상·하부에서의 비저항치가 중앙부에서의 비저항치보다 상대적으로 높기 때문에 중앙부쪽이 방전되어 복 형상으로 된다(Fig.1-b). 셋째, 가공침이 공작물의 중앙부로 배출되므로, 이곳에서 2차 방전이 발생하기 때문이다(Fig.1-c). 이러한 현상을 방지하기 위해서는 와이어장력을 강하게 하고, 와이어를 지지하는 가이드스팬을 짧게 하여 와이어진폭을 극소화하고, 가공액의 비저항을 가능한 한 낮게 하여야 한다.

### 3. 신경망 모델링

신경망의 모델링 성능은 많은 문헌에서 우수성을 보였으며 특히, 역전파 신경망은 주어진 입력을 특정한 출력으로 사상(mapping)하는 함수의 근사화(Approximation) 및 영역 N에서 M으로의 사상(N:M Mapping)에 잘 적용되어 사용되고 있다<sup>(5,6,9-11)</sup>.

본 연구는 1:M사상과 M:1사상을 혼합하여 보완적으로 사용함으로써 사상능력을 향상시키는 방법을 제안하고, 제안된 방법에서 사상요소의 자동생성 알고리즘을 복합 적용하여 방전가공 인자 결정에 보다 효율적으로 적용할 수 있도록 하였다.

#### 3.1 적용 신경망의 구조

본 연구는 활동계 와이어를 전극으로 사용하고, SKD-11을 피가공물 재질로 사용하는 경우를 대상으로 하였다. 적용 신경망은 기계 제작사인 W사에서 피가공물 두께에 따라 작성한 가공조건 데이터를 교사데이터(Supervised Data)로 하여, 2단계 신경 회로망 추정(2-step neuro-estimation)이 가능하도록 Fig.2와 같이 구축하였다.

제1단계 신경망은 Fig.3과 같이 입력층이 피가공물 두께이고, 은닉층은 다수의 뉴런이며, 출력층이 M개의 가공인자로 된1-K-M 형태를 갖는 후향 신경망으로 구성하였다.

제2단계 신경망은 Fig.4와 같이 입력층이 M개의 가공인자이고, 은닉층은 K개의 뉴런이며, 출력층이 피가공물 두께가 되는 M-K-1의 형태를 갖는 전향 신경망으로 구성하였다.

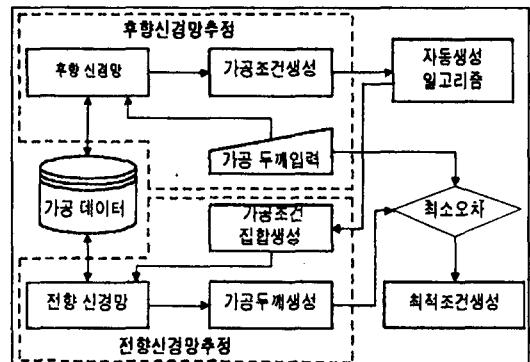


Fig. 2 신경 회로망의 구성도

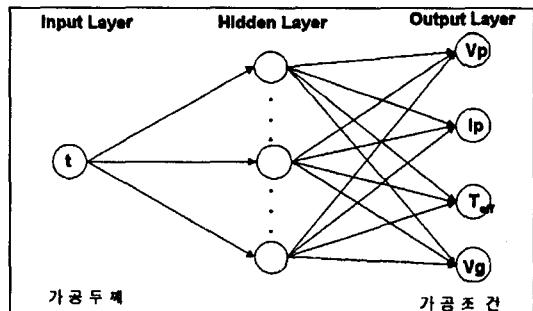


Fig. 3 후향 신경망 (1-K-M Mapping)

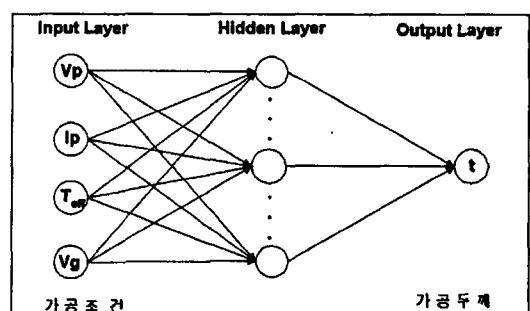


Fig. 4 전향 신경망 (M-K-1 Mapping)

### 3.2 신경망 학습

신경 회로망의 학습은 뉴런을 연결하는 연결강도(Connection Weight)를 조절하여 이루어진다. 일반적으로 신경망은 다수의 입력을 소수의 출력으로 사상(Mapping)하는 것은 정확도가 뛰어나나, 반대로 소수의 입력을 다수의 출력으로 사상하는 것은 정확도가 떨어진다. 본 신경망의 구조처럼 1:M(다수) 사상(Mapping)은 오차는 작아질 수 있으나, 각각의 M값에 대한 정확도는 보장할 수 없다. 반면, M(다수) : 1 사상(Mapping)은 출력 값의 정확도가 매우 뛰어나다고 할 수 있다.

본 연구는 피가공물 두께에 적절한 와이어 방전조건을 결정하기 위한 것으로, 소수의 입력(단일입력)을 다수의 출력으로 사상하므로 정확도를 보증하기 어렵다. 따라서, 이러한 문제를 개선하고 정확도를 향상시키기 위한 방안으로 2 단계 신경망 추정을 이용하였다. 첫번째 단계는 대략적인 추정으로 후향 신경망(Backward neuro-estimation)을 사용하여 피가공물 두께를 입력으로 하고, 이에 대한 목표(Target) 가공조건을 교사데이터(Supervised data)로 하였으며, 두 번째 단계는 제1단계 신경망의 출력인 가공조건을 기초로 하여 후보 가공 조건들을 자동 생성한 후, 자동 생성된 가공조건 중 가공데이터 복과 가장 근사한 가공조건을 판별하기 위하여 보정 신경망인 전향 신경망(Forward neuro-estimation)을 이용하였다.

전향 신경망은 M개의 가공조건을 입력으로 하고 이에 상당하는 두께를 교사데이터(Supervised data)로 하였으며, 신경망의 결합하중 조절과정은 출력층 뉴런으로의 결합하중을 먼저 조절하고, 차례로 하위 층 뉴런으로의 결합하중을 조절하는 역전파(Backpropagation) 알고리즘을 적용하였다.

## 4. 자동생성 알고리즘

자동생성 알고리즘은 제안된 신경망의 제1단계 신경망인 후향 신경망의 출력과 제2단계 신경망인 전향 신경망의 입력을 자동적으로 연결시켜줌으로써 적정조건을 찾아주는 역할을 한다.

본 연구에 적용된 2단계 신경망은 입력된 피가공물 두께에 대한 가공조건을 제1단계 신경망인 후향 신경망 추정을 통하여 생성한다.

와이어 방전기의 가공조건은 정수(Integer)이지만 1단계 신경망의 출력인 가공조건이 정수가 아니므로, 와이어

방전기에서 이용하려면 이를 정수화 하여야 한다.

본 연구는 단순히 정수화 함으로써 발생될 수 있는 가공조건에 대한 오차를 줄이고, 보다 적합한 가공조건을 생성하기 위하여, Fig.5에 나타난 것처럼 자동생성 알고리즘을 이용하여 가능한 모든 후보 가공조건을 자동으로 생성할 수 있는 알고리즘을 제안하였다.

전향 신경망의 출력인 가공조건을 와이어 방전기에서 요구하는 정수로 변환하는 방법은 근사화 방법, Enumeration방법, 자동생성방법 등이 있다.

### (1) 근사화(Approximation) 방법

근사화 방법은 1단계 신경망의 출력인 가공조건을 단순히 반올림하여 사용하는 방법으로, 처리방식이 간단하다는 장점이 있으나 정밀도를 보증하기 어렵다.

### (2) Enumeration 방법

Enumeration방법은 1단계 신경망의 출력인 가공조건을 기초로 하여 후보 가공조건을 생성하는 것이다. 이 방법에 의해 생성되는 가공조건의 수는 가공 인자 수(n)에 따라 결정되며, 가공인자 수가 n개이면 생성 가능한 가공 조건의 수는  $2^n$ 개이다. 이 방법은 모든 경우의 조건을 생성하여, 비교해 볼 수 있다는 면에서는 매우 강력(Robust)한 방법이라고 할 수 있지만, 인자 수가 크면 가공조건의 수가 매우 커지므로 비효율적이다.

### (3) 자동생성 알고리즘

제안된 자동생성 알고리즘은 생성된 가공 조건의 수가 Enumeration방식에 의해 생성된 것보다 현저히 적으면서도, Enumeration방식과 동일한 효과가 있는 강력(Robust)한 방법으로 다음과 같은 과정을 거쳐 가공조건이 생성된다. Fig.6은 가공두께가 입력되었을 때 가능한 후보 가공 조건들이 자동 생성되는 절차를 나타낸 것이다.

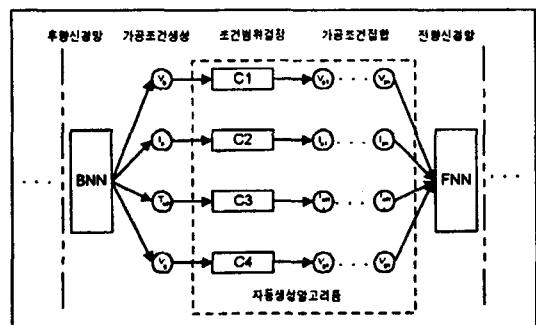


Fig. 5 가공조건 자동생성 절차

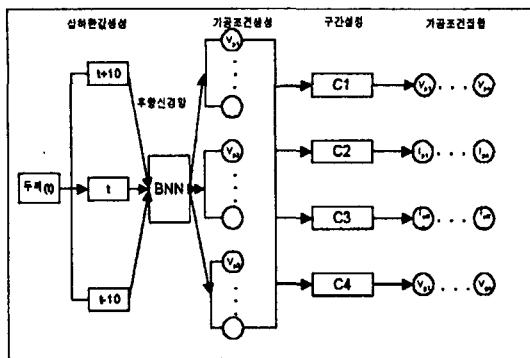


Fig. 6 가공조건 자동생성 단계별 절차

#### ■ 자동생성 알고리즘의 단계적 적용방법

Step 1 : 피가공물 두께( $t$ )가 주어지면 주어진 두께를 기준으로 가공조건표의 두께간격을 가감한 상한과 하한 두께를 구한다. 상한두께는 주어진 두께의 1단계 이전의 값이고, 하한두께는 1단계 이후의 값이다. Table 1과 같이 두께가 20mm이면 두께간격이 10mm이므로 상한 값은 10mm( $t$ -두께간격)이고 하한 값은 30mm ( $t+두께$ 간격)이다.

Step 2 : 주어진 피가공물 두께( $t$ )와 Step 1에서 산출된 상·하한 두께에 대한 가공조건을 제1단계 신경망인 후향 신경망 추정을 통하여 생성한다. Table 2와 같이 피가공물 두께가 20mm인 경우, 10, 20 및 30 mm에 대한 가공조건을 후향 신경망 추정을 통하여 생성한다.

Step 3 : Step2에서 생성된 Table 2의 상·하한 두께에 대한 가공조건을 Table 3과 같이 정수로 근사화 한다.

Step 4 : 가능한 모든 후보 조건들을 Table 4와 같이 자동 생성한다. 이때 상·하한 두께에 대한 가공조건의 차가 0(zero)이면(Table 3의 Toff, Vg) 이를 해당인자의 가공조건으로 선정하고, 상·하한 두께에 대한 가공조건의 차가 0(zero)이 아니면(Table 3의 Vp, Ip), 상한과 하한 두께에 대한 해당 가공 인자의 가공조건을 정수로 근사화하고, 그 범위의 값들을 해당 인자에 대한 가공 조건으로 생성한다.

Step 5 : 자동 생성된 Table 4의 가공조건 데이터를 제 2단계 신경망인 전향 신경망 추정을 통하여 피가공물의 두께를 산출한 후, 출력된 피가공물 두께와 실제 피가공물 두께와의 오차가 최소가 되는 가공조건을 주어진 두께에 적절한 가공조건으로 결정한다.

Table 1 상·하한 두께에 생성

구 분	두께
상한두께 ( $t$ -두께간격)	10
가공물 두께 ( $t$ )	20
하한두께 ( $t+두께$ 간격)	30

Table 2 상·하한 두께에 대한 가공조건

두께	Vp	Ip	Toff	Vg
10	3.115	7.215	8.995	44.002
20	4.114	7.996	9.006	44.009
30	4.321	9.142	9.008	44.004

Table 3 상·하한 데이터의 근사화

두께	Vp	Ip	Toff	Vg
10	3	7	9	44
20	4.114	7.996	9.006	44.009
30	4	9	9	44

Table 4 자동생성된 가공조건

Vp	Ip	Toff	Vg
3	7	9	44
3	8	9	44
3	9	9	44
4	7	9	44
4	8	9	44
4	9	9	44

#### 5. 모의실험 결과

본 실험에서는 신경망의 적응성을 평가하기 위하여 황동 와이어 전극과 SKD-11의 피가공물에 대하여, 제안된 자동생성 알고리즘과 2단계 신경망을 적용하여 모의 실험한 결과, 가공데이터 복의 조건을 만족할 만한 가공 조건을 생성할 수 있었다.

Fig.7은 피가공물 두께가 입력되면 제안된 2단계 신경망과 자동생성 알고리즘에 의하여 최적 가공조건이 생성되는 과정을 나타낸 것이다. Table 5는 피가공물 재질이 SKD-11에 대한 가공조건표이다.

제안된 신경망의 적응성을 평가하기 위하여 가공조건 표에 있는 가공물 두께인 20, 30, 40, 50, 60, 70mm에

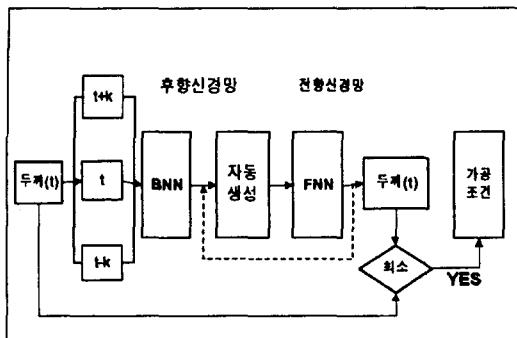


Fig.7 최적 가공조건 생성

Table 5 와이어 방전가공 데이터 (재질:SKD-11)

판 두께	V <sub>p</sub>	I <sub>p</sub>	T <sub>off</sub>	V <sub>g</sub>
5	3	7	10	49
10	3	7	10	49
20	4	8	10	49
30	4	8	10	49
40	4	9	10	49
50	4	9	10	49
60	4	9	10	52
70	5	9	10	52
80	5	9	10	52
90	5	9	10	57
100	5	9	10	57

대하여 각각 모의 실험한 결과는 Table 6-Table 8과 같아 가공데이터 복의 조건을 만족함을 알 수 있었으며, Table 9와 같이 가공 데이터 복에 없는 두께에 대한 모의 실험 결과 임의의 두께를 포함하고 있는 범위내의 가공조건이 결정됨을 알 수 있었다.

Table 6은 20~70mm사이의 피가공물 두께에 대한 상한과 하한 두께를 계산한 후, 이를 후향 신경망의 입력으로 사용했을 경우에 대한 신경망의 출력이다.

Table 7은 Table 6의 후향 신경망의 출력을 기초로하여 자동 생성된 가공 데이터이다. 이 데이터는 보정 신경망인 전향 신경망의 입력으로 사용될 가공 조건이다.

Table 8은 자동 생성된 Table 7의 가공조건표를 전향 신경망의 입력으로 사용하여, 출력된 가공물 두께와 실제 피가공물 두께의 오차가 가장 작은 가공조건을 가공조건표의 가공데이터와 비교한 것이다.

Table 9는 가공조건 표에 없는 피가공물 두께에 대한 신경망의 결과로 ( )안의 두께는 실제가공 두께와 가공조

Table 6 후향 신경망으로 생성된 가공조건

두께		V <sub>p</sub>	I <sub>p</sub>	T <sub>off</sub>	V <sub>g</sub>
20	상한	3.00	7.00	10.00	49.00
	하한	4.00	8.01	10.00	49.00
30	상한	4.00	8.00	10.00	49.00
	하한	4.00	8.99	10.00	49.00
40	상한	4.00	8.01	10.00	49.00
	하한	4.00	9.00	10.00	49.08
50	상한	4.00	8.99	10.00	49.00
	하한	4.00	9.00	10.00	51.99
60	상한	4.00	9.00	10.00	49.08
	하한	5.00	9.00	10.00	52.00
70	상한	4.00	9.00	10.00	51.99
	하한	5.00	9.00	10.00	52.00

Table 7 자동 생성된 가공조건

두께		V <sub>p</sub>	I <sub>p</sub>	T <sub>off</sub>	V <sub>g</sub>
20	3	7	10	49	
	.	.	.	.	.
	4	8	10	49	
30	4	8	10	49	
	4	8	10	49	
	4	9	10	49	
40	4	8	10	49	
	.	.	.	.	
	4	9	10	52	
50	4	8	10	49	
	.	.	.	.	
	4	9	10	52	
60	4	8	10	49	
	.	.	.	.	
	5	9	10	52	
70	4	9	10	52	
	5	9	10	52	

Table 8 가공조건표와 신경망 결과의 비교

두께	구분	V <sub>p</sub>	I <sub>p</sub>	T <sub>off</sub>	V <sub>g</sub>
20	가공조건표	4	8	10	49
	신경망결과	4	8	10	49
	오차	0	0	0	0
30	가공조건표	4	8	10	49
	신경망결과	4	8	10	49
	오차	0	0	0	0
40	가공조건표	4	9	10	49
	신경망결과	4	9	10	49
	오차	0	0	0	0
50	가공조건표	4	9	10	49
	신경망결과	4	9	10	49
	오차	0	0	0	0
60	가공조건표	4	9	10	52
	신경망결과	4	9	10	52
	오차	0	0	0	0
70	가공조건표	5	9	10	52
	신경망결과	5	9	10	52
	오차	0	0	0	0

건표에 나타나 있는 두께와 가장 근접한 두께이며, 가공 조건표는 이에 해당하는 가공조건표를 나타낸 것이다.

이상의 결과에서 알 수 있듯이 자동생성 알고리즘은 제 안된 2단계 신경망에서 제1단계 신경망인 후향 신경망의 출력과 제2단계 신경망인 전향 신경망의 입력을 자동적으로 연결시켜줌으로써 적정조건을 찾아주는 역할을 한다는 것을 알 수 있다.

Table 9 비학습 데이터에 대한 신경망 결과

두께	구분	V <sub>p</sub>	I <sub>p</sub>	T <sub>off</sub>	V <sub>g</sub>
16 (20)	가공조건표	4	8	10	49
	신경망결과	4	8	10	49
23 (20)	가공조건표	4	8	10	49
	신경망결과	4	8	10	49
44 (40)	가공조건표	4	9	10	49
	신경망결과	4	9	10	49
57 (60)	가공조건표	4	9	10	51
	신경망결과	4	9	10	52
68 (70)	가공조건표	5	9	10	52
	신경망결과	5	9	10	52

## 6. 결 론

본 연구는 적절한 방전조건의 결정으로 생산성을 향상 시키기 위하여, 와이어 방전기 제작사에서 작성한 가공조건표를 신경망의 학습데이터로 이용하여, 피가공물의 두께가 주어지면 가공조건표와 근사한 가공조건이 결정될 수 있도록 고안된 2단계 신경망 추정을 통하여 모의 실험 한 결과, 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

(1) 학습데이터에 존재하는 두께는 물론 학습데이터에 존재하지 않는 두께에 대해서도 와이어 방전기에서 허용 할 수 있는 범위내의 가공조건을 결정할 수 있었다.

(2) 1단계 신경망인 후향 신경망으로 결정된 가공조건 을 기초로, 본 연구에서 제안한 자동생성 알고리즘을 이용하여 후보 가공조건 집합들을 생성함으로써 후향 신경 망과 전향 신경망을 연결해 주는 역할을 할 수 있다.

(3) 제안된 자동생성 알고리즘에 의해 생성된 후보 가공조건 중, 주어진 피가공물의 두께와 가장 근사한 두께 를 결정하기 위하여 보정 신경망인 2단계 신경망을 이용 함으로써 정밀도를 높일 수 있었다.

(4) 2단계 신경망 및 자동생성 알고리즘을 이용하여 실

시간으로 가공조건을 결정할 수 있으므로, 피가공물의 두께가 변화하여도 이에 적절한 가공조건을 제공할 수 있어 적응제어의 방향을 제시하였다.

## 참 고 문 헌

1. 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.
2. 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.
3. 김창호, 방전가공, 기전 연구사, 1995.
4. 정상결, WIRE CUT 방전가공, 백제교역사.
5. 이건범, 주상윤, 왕지남, “2 단계 신경망 추정에 의 한 와이어 컷 방전 가공조건 설정”, IE Interface, Vol.10, No.3, 1997.
6. 이건범, 주상윤, 왕지남, “전극소모비에 기초한 방전조건 생성”, ‘97년도 한국정밀공학회 추계학술 대회 논문집II, pp.1154~1158, 1997.
7. 성준경외, “금형강의 와이어 컷 방전가공 시 방전 조건과 가공특성”, 정밀공학회지, 1996년도 춘계 학술대회 논문집, pp.14~18, 1996.
8. AV&G WIRE 방전가공기 Data Book, 원일정 기, 1996.
9. L. Fausett, “Fundamentals of Neural Networks : architecture, algorithms, and applications”, Prentice Hall, 1994.
10. Gi-Nam Wang, and Young cheol Go, “On-Line Neuro- Tracking of Non- Stationary Manufacturing Processes”, Computers & industrial Engineering Vol. 30, No.3, pp.449~461, 1996.
11. Gi-Nam Wang, Gwang-Sub Kim and Y.S. Jeong: “Two-Phase Radial Basis Hybrid Neural Network for On-Line Modeling of Machine Conditions”, Journal of Society of Plant Engineers Japan, vol.6, No.3, pp. 20~28, 1994.