

신경망을 이용한 2차원 방전가공 조건선정

이건범* · 주상윤** · 왕지남***

Determination of Machining Parameters for Two Dimensional Electrical Discharge Machining using Neural Networks

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

〈Abstract〉

In this paper, two parts of neural networks were proposed for determination of optimal EDM parameters. One is pattern recognition neural network that can be selecting expert neural network suitable to the EDM mode. The other is expert neural network that can be determining optimal EDM parameters such as pulse on time and pulse off time. Prior to determination of EDM parameters, Peak current, which is related to the EDM area closely, determined base on EDM area that is calculated from CAD data, firstly. Then, the other EDM parameters determined by the expert neural network that is selected to the EDM mode.

Key Words : 신경회로망(Neural Networks), 방전가공(EDM), 극성(Polarity), 전극(Electrode)

1. 서 론

기계적 성질이 우수한 난삭성 신소재를 가공하기위한 방안으로 방전가공(EDM), 전자빔가공(EBM), 이온빔가공(IBM), 레이저가공(LASER) 등과 같은 전기가공법의 이용이 점차 증가되고 있다. 이중에서도 방전가공법은 금형산업의 발달과 더불어 난삭성 재료에 대한 고 능률, 고 정밀가공 및 가공형상의 복잡화 및 미소화의 요구에 따라 기존의 역학적에너지를 이용한 기계적가공법을 대체할 있는 새로운 가공법으로 널리 사용되고 있다[1-5,7,8].

방전가공에 대한 기존의 연구는 대부분이 방전개시의 전압과 절연체사이의 하전입자(荷電粒子) 발생상태나 매체(媒體)

등에 의한 방전시의 물리적 변화가 정성적으로 설명되어 있을 뿐 이론적으로 정량을 설명하지 못하고있으며, 대부분이 방전시 방전로의 특성과, 방전 중, 방전 후의 전극면의 형상, 전극소모, 가공 칩 등의 상태나 성질을 대상으로 하고있다.

본 연구는 방전면적에 적합한 방전조건을 결정하기 위하여 CAD데이터로부터 방전면적을 계산하여, 이에 적합한 방전전류 최대치를 결정하고, 결정된 방전전류 최대치와 제품의 표면거칠기를 만족할 수 있는 방전조건을 생성할 수 있도록 적절히 모듈화 되고 전문화된 다수의 신경망을 구축하여 다양한 방전모드에 적합한 방전조건을 결정할 수 있는 방법을 제시하였다.

* 홍성기능대학 생산기계기술학과

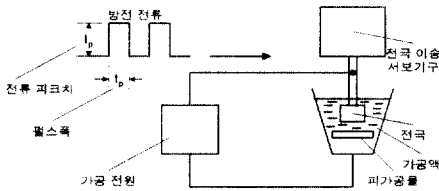
** 울산대학교 산업공학과

*** 이주대학교 기계 및 산업공학과

2. 방전가공의 원리 및 특성

2.1 방전가공의 원리

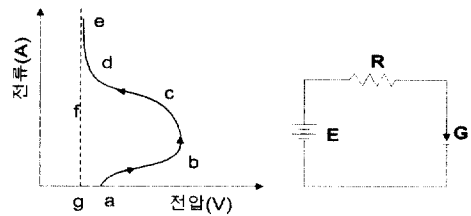
방전이란 고체, 액체, 기체로 된 절연체에 전류가 흘렀을 때의 현상으로 <그림 1>과 같이 동, 그래파이트 등의 비교적 가공이 쉬운 도전성 재료를 전극으로 하고 강, 초경합금 등의 가공물 재료 사이에 60~300V 정도의 인펄스 전압을 인가하면, 간헐적으로 불꽃방전이 발생하는데, 그때 발생하는 이상소모현상을 이용한 가공법을 방전가공이라 한다[2-5,7,8].



<그림 1> 방전 가공기의 기구

전극과 피가공물간의 간격은 5~50 μ m로 매우 좁으며, 그 사이에 케로신(Kerosene, 등유)이나 물 등의 절연액을 개재(介在)시키고 절연파괴를 일으키게 하면, <그림 2>와 같이 코로나(corona) 방전이 시작되어 불꽃방전(spark), 아크방전(arc)의 형태를 거쳐 절연파괴를 끝내게 된다. 매체가 자연계에 존재하는 고 에너지 입자에 의해 얼마간 전리되어 있으므로, 전원 전압을 점차 상승시키면 액체의 경우, 기체를 발생시켜 전원 전압의 상승과 더불어 전리전류가 흐르기 시작하는데, 이것을 암류(그림2의 a-b부분)라 한다. 이런 상태에서 전원전압을 일정하게 유지하면 전류도 일정 값을 나타내고 변화하지 않게 되며, 이러한 상태에서 전류를 저하시키면 하전입자의 증식능력이 없기 때문에 전류는 곧 저하된다. 다시 양극의 전압을 상승시키면 코로나방전 b가 발생한다. 코로나방전은 전극의 전위경도가 높은 부분에서만 일어나는 절연파괴로 불꽃방전(b-c), 아크방전(d-e이후)에 비하여 전류가 적고, 불안정한 방전 상태 이므로, 하전입자가 자기증식하지 못하고 부분적으로 발생, 소멸의 과정을 반복하여 종합적으로는 밸런스를 유지하는 방전이 된다. 코로나 상태로부터 다시 전원전압을 상승시키면 하전입자 속도가 증가하여 주변의 분자원자와 충돌하여 하전입자의 연속적인 자기증식으로 전로파괴를 이행하게 되어 전류가 증대(d-e)하여, 안정된 방전이 되는데, 이러한 방전현상

을 아크방전이라 하며, 아크방전으로 이어지는 과도적인 상태(b-c)를 불꽃방전 이라 한다. 코로나방전을 지나가면 전원전압의 상승이 정지해도 실질간극에서 전압은 상승하지 않고 전류만이 증대하여 순간적으로 아크방전으로 이행된다. 불꽃방전의 지속시간은 10⁻⁷-10⁻⁵sec로 매우 짧으며 전위경도는 10⁶-10⁸V/cm, 전류밀도는 10⁶-10⁹A/cm²에 달하므로 방출에너지경도가 매우 짧은 시간에 대단히 높은 값을 나타낸다. 이로 인해 방전점은 고온이 되는 동시에 강한 기계적압력이 발생되어 방전점에서 발생하는 하전입자(전기적)나 중성입자(열적)의 반작용으로 하전입자 발생량과 에너지경도에 비례하여 힘이 증대된다. 안정된 방전 상태인 아크방전(d-e)으로 이행하게 되면 방전주 내부에서는, 항상 기체분자의 전리가 반복되어 강한 전자파인 플라즈마라는 전리기체체를 발생시켜 안정을 유지하게 된다. 이 상태에서 전압이 내려가서 아크 지속전압 이하가 되거나 회로의 저항이 증가하여 아크 전류가 감소하면 e-f-g의 경로를 거쳐 방전이 끝나게 된다.



<그림 2> 절연파괴 전압- 전류 특성

2.2 방전가공 특성

실제적인 방전가공에서는 에너지 공급시간이 10⁻⁷-10⁻³sec로 불꽃방전에 수반되는 짧은 시간의 아크방전 현상을 이용하여 가공이 이루어지므로, 방전을 집중시키기 위하여 연속적인 아크방전이 아닌 펄스적인 불꽃방전이나 짧은 시간의 아크방전을 이용한다. 방전전류가 흐르는 시간폭을 t_p 라하면 방전점의 넓이는 $t_p \cdot I_p$ 에 비례하여 방전주(기둥) 굵기가 증대한다. 따라서 펄스폭이 긴 방전을 이용하면 방전주는 굵고 방전점은 커지게 되어, 보다 넓은 범위의 파괴현상을 가져오게 되므로 치수정도를 잘 유지하고자 하는 경우에는 부적합하다. 또한, 방전주가 굵어지면 전류밀도가 낮아져 열 영향을 받는 범위가 넓어진다. 반대로 펄스폭을 좁게 하면 방전주의 굵기가 작아지고 전류밀도가 높아져 국부적으로 가공이 이루어지게 되므로 가공 에너지밀도가 증대하여 가공속도를 높이는 결과가 된

다. 이것은 미소부분에 강한 힘이 작용하여 가공하므로, 정도 높은 가공이 이루어질 수 있다는 것을 의미한다. 방전가공 시 방전에너지를 짧은 시간에 펄스적으로 가하는 것은 위와 같은 두 가지 이유에서이다.

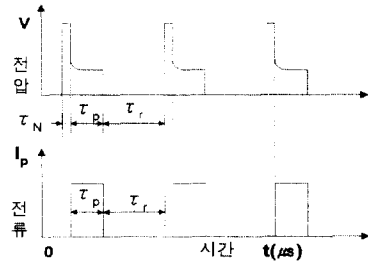
3. 전기조건과 가공특성

방전가공의 대표적인 특성으로는 가공속도(g/min), 표면거칠기(μmR_{max}), 클리어런스(μm), 전극소모비($\Delta E/\Delta W$) 등이 있으며, 이것은 주로 방전전류 최대치(I_p)와 방전전류 펄스폭(τ_p)에 의해 결정된다(3,7). 방전전류 최대치(I_p)와 방전전류 펄스폭(τ_p)이 동일할 경우, 가공속도는 방전과 휴지의 1사이클 중 방전전류가 흘러 가공에 기여한 시간 비율인 충격계수(Duty Factor)에 영향을 받는다.

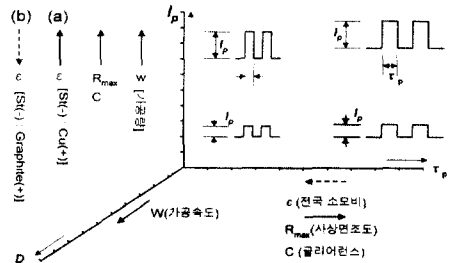
$$D = \tau_p / (\tau_p + \tau_r + \tau_N)$$

τ_r : 휴지 시간, τ_N : 무 부하 전압 인가 시간

펄스폭이 극도로 커지지 않는 범위에서 다수 회의 방전가공



〈그림 3〉 전압 전류 파형



〈그림 4〉 가공 특성도

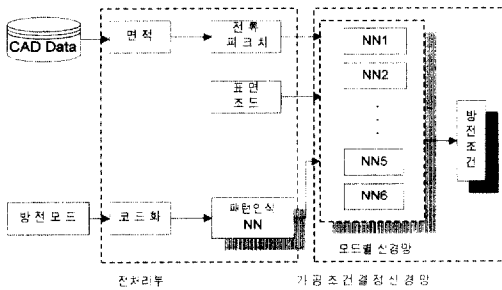
〈표 1〉 방전 전류 I_p 와 펄스폭 τ_p 에 의한 가공 특성 계산법

재료 가공물:전극	가공 속도 W g/min	사상면 조도 $\mu m R_{max}$	클리어런스 $C_{1/2} \mu m$	전극 소모비 $\epsilon \% \cdot \Delta E/\Delta W \times 100$
St : Cu(+) $I_p < 50 A$ $I_p > 50 A$	$W \approx 0.0097 I_p^{1.5} \cdot D$ $\approx 0.0097 I_p^{0.5} \cdot I$ $W \approx 0.074 I_p \cdot D$ $\approx 0.074 I$	$\approx 1.6 I_p^{0.43} \cdot \tau_p^{0.38}$	$\approx 3.7 R_{max}^{0.9}$	$\epsilon < 10\%$ 에서 성립 $\approx 1.5 I_p^{1.74}/\tau_p^{1.35}$
St : Gr(+) $I_p < 50 A$ $I_p > 50 A$	$W \approx 0.015 I_p^{1.5} \cdot D$ $\approx 0.015 I_p^{0.5} \cdot I$ $W \approx 0.09 I_p \cdot D$ $\approx 0.09 I$	$\approx 1.1 I_p^{0.44} \cdot \tau_p^{0.42}$	$\approx 10 R_{max}^{0.64}$	$\epsilon < 10\%$ 에서 성립 $\approx 800 / I_p^{0.33} \cdot \tau_p^{0.93}$
St : Gr(-) $I_p < 50 A$ $I_p > 50 A$	$W \approx 0.02 I_p^{1.5} \cdot D$ $\approx 0.02 I_p^{0.5} \cdot I$ $W \approx 0.09 I_p \cdot D$ $\approx 0.09 I$	$\approx 1.5 I_p^{0.44} \cdot \tau_p^{0.36}$	$\approx 10.4 R_{max}^{0.58}$	$\epsilon < 15\%$ 에서 성립 $\approx 266 / I_p^{0.42} \cdot \tau_p^{0.17}$
St : Si(-) $I_p < 50 A$ $I_p > 50 A$	$W \approx 0.005 I_p^{1.5} \cdot D$ $\approx 0.005 I_p^{0.5} \cdot I$ $W \approx 0.03 I_p \cdot D$ $\approx 0.03 I$	$\approx 3 I_p^{0.32} \cdot \tau_p^{0.26}$	$\approx 2.2 R_{max}^{1.08}$	$\tau_p > 10\mu s$ 에서 성립 $\approx 29 / I_p^{0.24}$
St : AgW(+) St : CuW(+) $I_p < 50 A$ $I_p > 50 A$	$W \approx 0.015 I_p^{1.5} \cdot D$ $\approx 0.015 I_p^{0.5} \cdot I$ $W \approx 0.04 I_p \cdot D$ $\approx 0.04 I$	$\approx 3.3 I_p^{0.3} \cdot \tau_p^{0.33}$	$\approx 5 R_{max}^{0.80}$	$\epsilon < 3\%$ 에서 성립 $I_p < 50 A \approx 50 I_p^{1.63}/\tau_p^{1.5}$ $I_p > 50 A \approx 4.5 I_p^{1.63}/\tau_p^{1.16}$
WC-Co : AgW(-) WC-Co : CuW(-) $I_p < 50 A$ $I_p > 50 A$	$W \approx 0.0083 I_p^{1.4} \cdot D$ $\approx 0.0083 I_p^{0.4} \cdot I$ $W \approx 0.23 I_p^{0.6} \cdot D$ $\approx 0.03 I / I_p^{0.4}$	$\approx 1.4 I_p^{0.4} \cdot \tau_p^{0.3}$	$\approx 4 R_{max}^{0.83}$	$\approx 9.5 I_p^{0.14}$ (τ_p 무관계)

을 수행한 후 방전의 발생 횟수로부터 1발의 방전(단발 방전)에 의한 가공량(m)은 $m = A \cdot I_p^B \cdot t_p$ 로 I_p 와 t_p 가 커지면 증가한다는 사실을 알 수 있다. 그러나 실제의 방전가공은 단발 방전에 의해 이루어지는 것이 아니라 연속방전에 의해 이루어지므로, 연속방전에 대한 가공인자와 가공특성과의 관계를 정확히 인지하는 것이 중요하다. 연속방전에 의해 얻을 수 있는 표준 가공특성은 <표 1>과 같이 방전전류 최대치 I_p 와 방전전류 펄스폭 t_p 에 의해 결정된다. 이 관계식은 광범위한 실제가공에서는 일부 완전히 적용하기 어려운 부분도 있지만, 방전가공 특성을 표현하는데 있어 I_p 와 t_p 의 함수로 된 실험공식은 실제가공에 있어 매우 중요한 의의가 있다[3,7].

4. 시스템 구성

본 시스템은 방전모드에 적합한 방전조건을 제공하기 위하여 전처리부와 가공조건 결정부로 구성되어 있다. 전처리부는 패턴인식 신경망과 방전조건과 밀접한 관계에 있는 방전면적을 계산하는 부분으로 구성되어 있다. 가공조건 결정부는 전처리부에서 결정된 일부 방전조건과 제품의 요구 사항인 표면 거칠기를 입력으로 하여 방전전류 펄스폭 t_p 와 휴지시간 t_i 이 출력되는 다수의 전문 신경망으로 구성되어 있다.



<그림 5> 시스템의 구성도

본 과정은 <그림 5>와같이 전체 가능한 방전조건의 사상영역(Mapping Space)을 모듈화 되고 전문화된 영역으로 분할(Space Decomposition)하여, 분할된 영역의 방전조건을 전문화된 신경망(Modular & Expert Neural Network)을 이용하여, CAD정보에 따른 다양한 방전조건을 사상할 때 생기는 정확도의 문제점을 해결하고자 제안된 방법이라 할 수 있다.

4.1 전처리부

전처리부는 제품정보 및 방전모드에 관한 제반사항을 코드화하고, CAD데이터로부터 방전 면적을 계산하여, 주요 방전조건의 하나인 방전전류 최대치를 계산하는 부분이다.

1) 방전모드의 코드화

방전가공 조건은 가공물재질, 전극재질 및 전극의 극성에 따라 다르게 설정되어야 효율적이고 정밀한 가공을 수행할 수 있다. 전처리부에서는 이러한 목적을 달성하기 위하여 가공물재질, 전극재질 및 전극극성(Polarity)을 각각 3비트(bit)로 수치화하여 방전모드를 분류하였으며, 분류된 방전모드를 패턴인식 신경망의 입력으로 하여 방전패턴을 분류할 수 있도록 하였다. 전극재질을 식별하기 위하여 동(Cu), 그래파이트(Gr), 강(St), 은텅스텐(AgW), 동텅스텐(CuW) 등에 대하여 1-5까지의 번호를 부여하였으며, 가공물재질에 대해서는 강(St)과 초경합금(WC-Co)에 대하여 각각 1과 2를, 전극극성에 대해서는 양극(+)을 1, 음극(-)을 -1로 수치화하였다.

<표 2> 방전 모드 분류

	bit 2	bit 1	bit 0	
가공물 재질		전극재질	전극 극성	
St	1	Cu	+	1
WC-Co	2	Gr	-	-1
		St		
		AgW		
		CuW		

제안된 패턴인식 신경망은 다양한 방전모드에 해당하는 전문신경망인 조건결정 신경망을 할당하여주는 역할을 한다.

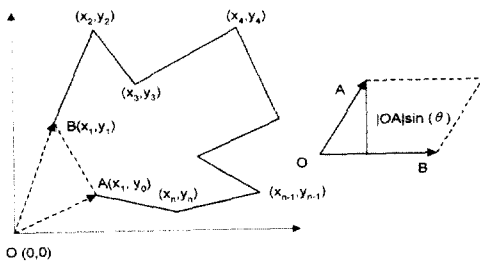
<표 3> 방전 패턴 데이터

Bit 2	방전 코드		방전 패턴	가공 모드
	bit 1	Bit 0		
1	1	1	1	St : Cu(+)
1	2	1	2	St : Gr(+)
1	2	-1	3	St : Gr(-)
1	3	-1	4	St : St(-)
1	4	1	5	St : AgW(+)
1	5	1	5	St : CuW(+)
2	4	-1	6	WC-Co : AgW(-)
2	5	-1	6	WC-Co : CuW(-)

2) 면적계산 및 방전전류 최대치 결정

방전면적은 방전조건 중 가장 중요한 인자의 하나인 방전전류 최대치 I_p 와 밀접한 관계가 있다. 제품형상이 단순한 경우는 정확한 면적을 계산하여 이를 기초로 방전조건을 결정할 수 있지만, 복잡한 형상의 경우 대략적인 면적을 산출하여 적용하고 있으므로, 효율적인 방전가공을 기대하기 어렵다. 전처리부에서는 이러한 점을 감안하여 CAD데이터로부터 면적을 계산하여 방전 가공조건 결정에 이용할 수 있도록 하였다. <그림 6>의 점선으로 표시된 삼각형 OAB에서 정점까지의 벡터를 각각 \vec{A} , \vec{B} 라하면 삼각형의 면적은 $\vec{A} \times \vec{B} / 2$ 이다. 도형요소가 원호인 경우는 원호구간을 다수의 직선으로 근사화 하여 CAD데이터로부터 n개의 변으로 이루어진 일련의 다각형으로 처리하여 도형면적S를 계산할 수 있다[6].

$$S = \frac{1}{2} \left(\begin{array}{c|c|c} i & j & k \\ \hline x_0 & y_0 & z_0 \\ \hline x_1 & y_1 & z_1 \\ \hline \dots & \dots & \dots \\ \hline x_n & y_n & z_n \end{array} \right)$$



<그림 6> 다각형의 면적 계산

방전에 적합한 전류는 전극이 황동일 경우 10A/cm²정도, 그 래파이트일 경우는 5A/cm²정도까지 가능하나, 일반적으로 평균 전류를 전극면적으로 나눈 값이 5A/cm²정도가 가장 효율이 좋으므로[7], 본 시스템에서는 CAD데이터로부터 구한 면적을 기초하여 방전전류 최대치 I_p 를 결정하였다.

4.2 신경망 모델링

인공 신경망(ANN)은 생물학적 뉴런과 유사한 기본기능을 발휘할 수 있도록 생물학적으로 영감을 받아 설계된 모형으로, 경험적인 지식을 저장하는 독특한 특성을 가지고 있으며, 프로그램보다는 학습을 통하여 지식을 습득한다는 관점에서 인간의 두뇌와 유사하다[8]. 신경망은 연결부(Link)와 강력하게 결합되어 있는 다수의 노드(Node)들로 구성되어 있으며, 노

드들은 입력층, 출력층과 다수의 은닉층에 배열되어있다. 은닉층의 수는 처리하고자 하는 문제의 수준에 따라 다르게 결정되며, 입력층 노드는 입력패턴의 정보를 받아 한 계층(Layer)씩 순차적으로 다른 노드와 연결되어 있는 연결부(Link)를 통하여 출력 노드까지 정보를 전달한다. 신경망의 전달방식은 신경망의 구조와 연결부(Link)의 웨이트(Weight)에 따라 다르다.

일반적으로 신경망은 인식과 일반화의 두 가지 형태로 응용되고 있으며, 비 교사학습(Unsupervised learning) 신경망(Self organization)과 교사학습(Supervised learning) 신경망(Training with supervision)으로 분류되고, 입력패턴에 따라 Binary와 Continuous로 분류된다. 신경망은 어떠한 경우에도 학습과 응용의 두 단계를 거치게 되며, 교사학습 하는 동안 신경망이 입·출력 쌍의 그룹과 집합으로써 학습이 수행된다. 학습이 완료된 후 인식단계에서는 학습되지 않은 패턴도 인식할 수 있으며, 신경망이 일반화할 수 있도록 학습되었다면 입력패턴에 기초하여 예측 값을 생성할 수 있다.

신경망의 모델링 성능은 많은 문헌에서 우수성을 보였으며 특히, 역전파(Backpropagation) 신경망은 주어진 입력(Inputs)을 특정한 출력(Outputs)으로 사상(Mapping)하는 함수의 근사화(Approximation) 및 영역N에서 M으로의 사상에 잘 적용되어 사용되고있다[9-16].

본 연구에서는 가공물재질, 전극재질 및 전극극성의 조합으로 이루어진 다양한 방전모드에 대하여 유연한 적용력을 가진 시스템이 될 수 있도록 하기 위하여 방전패턴을 분류할 수 있는 패턴인식 신경망과, 인식된 패턴에 적합한 가공 조건을 생성할 수 있는 모드별 조건결정 신경망으로 구성하였다.

패턴인식 신경망은 방전모드로부터 방전패턴을 인식하기 위하여 가공물재료, 전극재료 및 전극극성에 대한 3bit의 수치화된 방전모드를 입력으로 하고, 다수(M)의 뉴런으로 구성된 2개의 은닉층과 하나의 방전패턴이 출력이 되는 3-M-M-1로 구성되어 있으며, 조건결정 신경망은 방전패턴에 적합한 가공조건을 생성할 수 있도록 전처리부에서 생성된 방전전류최대치 I_p 와 제품에 요구된 표면 거칠기 R_{max} 을 입력으로 하고, 다수(N)의 뉴런으로 구성된 2개의 은닉층과 <표 1>의 관계식을 만족할 수 있는 방전전류 펄스 폭 t_p 와 휴지시간 t_r 을 출력으로 하는 2-N-N-2신경망으로 구성되어있다.

제안된 방법은 다양한 입력영역을 분할하여, 분할된 영역의 사상을 전달하는 전문 신경망을 사용함으로써, 방전모드와 가공면적이 복합적으로 생성되는 무수한 입력영역의 사상에서 발생하는 부정확성을 제거 할 수 있다는 점에서 의의가 있다.

이러한 사상 부정확성은 하나의 사상구조(예: 하나의 신경망)가 다양하고 광범위한 입출력의 사상을 근사화 할 때 발생하는 문제점으로, 이는 서로 사상특성이 다른 입출력 관계를 하나의 사상구조로 통일할 때 발생하는 정보의 충돌이라 해석될 수 있다.

조절하는 역전파(Backpropagation) 알고리즘을 적용하였다.

〈표 4〉 펄스 폭과 휴지 시간과의 관계

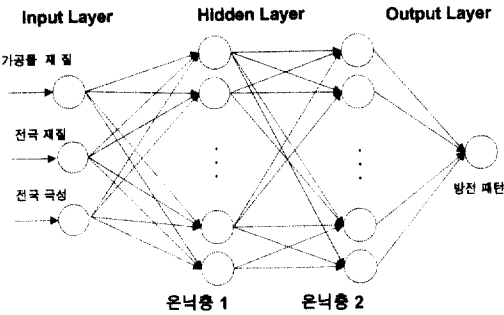
전류 펄스 폭(μs)	휴지 시간(μs)
$\tau_p > 100$	$\tau_r = 0.15 - 0.2 \tau_p$
$30 \leq \tau_p \leq 100$	$\tau_r = 0.3 - 0.5 \tau_p$
$\tau_p < 30$	$\tau_r = 0.5 - 1 \tau_p$

조건결정 신경망의 교사데이터 중 방전전류 펄스폭 τ_p 는 〈표 1〉의 관계식으로부터 직접 산출할 수 있으나, 효율적인 휴지시간 τ_r 을 선택하는 일은 매우 어려운 일이다. 일반적으로 휴지시간 τ_r 은 가공속도를 최대로 하기 위하여 충격계수D가 큰 값이 되도록 선정할 수 있으나, 충격계수D가 지나치게 크면 휴지시간 τ_r 이 매우 작게 되어 간헐적인 불꽃방전을 발생시키지 못하고, 연속적인 아크방전을 발생시키게 되어 방전가공을 수행할 수 없게 된다. 본 연구에서는 이러한 사항을 고려하여 방전기 제작사인 J사에서 수년간의 경험을 통하여 획득한 〈표 4〉와 같은 경험치를 만족시킬 수 있는 범위의 휴지시간 τ_r 이 되도록 교사데이터를 작성하였다.

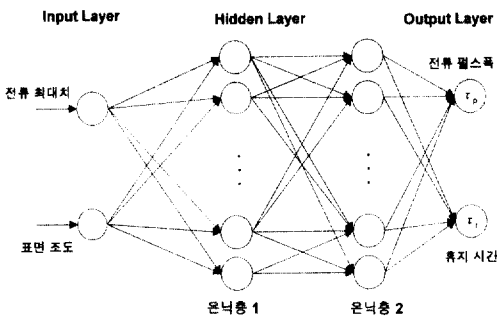
데이터 설정범위는 본 실험에 적용될 방전가공기(모델명: JCE-45A)의 사양에 기초하여 결정하였으며, 방전전류 최대치 I_p 는 5A부터 50A까지 5A간격으로, 표면거칠기 R_{max} 는 5 μm 부터 30 μm 까지 5 μm 간격으로 분류하였다.

5. 실험 결과

중요한 방전가공 특성 중의 하나인 표면거칠기 R_{max} 은 〈표 1〉에서처럼 $R_{max} = A \cdot I_p^\alpha \cdot \tau_p^\beta$ 로 근사화 할 수 있으며, 이 관계식으로부터 표면거칠기 R_{max} 은 방전전류 최대치 I_p 와 방전전류 펄스폭 τ_p 에 의해 결정된다는 사실을 알 수 있다. 이러한 방전가공 조건 중 방전전류 최대치 I_p 는 전처리부에서 계산된 방전면적을 기초로 하여 결정되고, 표면거칠기 R_{max} 은 제품도면에 명기된 사항이므로, 먼저 결정된 두 가공조건을 만족시킬 수 있는 방전전류 펄스폭 τ_p 가 결정되어야 한다. 표면거칠기 R_{max} 을 나타내는 관계식으로부터 방전전류 펄스폭 τ_p 는 $\tau_p = [R_{max} / A I_p^\alpha]^{1/\beta}$ 이므로 기 결정된 방전전류 최대치 I_p 와 표면거칠기 R_{max} 을 이용하여, 방전전류 펄스폭 τ_p 를 결정할 수 있으며, 결정된 방전전류 펄스폭 τ_p 를 기초로 〈표 4〉의 관계식으로부터 휴지시간 τ_r 을 구할 수 있다. 본 연구에서는 전체 방전모드에 대하여 이러한 관계식들이 하나로 일반화된 단일 신경망을 구



〈그림 7〉 패턴 인식 신경망



〈그림 8〉 조건 결정 신경망

4.3 신경망 학습

신경회로망의 학습은 뉴런들을 연결하는 연결강도(Connection Weight)를 조절하여 이루어진다. 패턴인식 신경망의 학습은 방전모드를 분류하는 3개의 인자를 입력으로 하여 수치화된 방전패턴이 출력이 될 수 있도록 〈표 3〉을 교사데이터(Supervised Data)로 한 3-M-M-1 신경망에 대한 것이고, 조건 결정 신경망의 학습은 전처리부에서 결정된 방전전류 최대치 I_p 와 제품에 요구된 표면거칠기를 입력으로 하고 이와 관련된 나머지 두개의 가공조건을 교사데이터로 한 2-N-N-2신경망에 대한 것으로, 결합하중 조절과정은 출력층 뉴런으로의 결합하중을 먼저 조절하고 차례로 하위층 뉴런으로의 결합 하중을

성하려고 시도했지만, 수렴과정이 매우 느렸으며 일반화능력도 현저하게 뒤떨어진다는 사실을 알 수 있어, 방전 모드별로 별개의 신경망을 갖도록 구성하였다. 신경망의 성능을 평가하기 위하여 제안된 신경망으로 여러 방전모드에 대하여 다양한 실험을 한 결과 우수한 성능을 가지

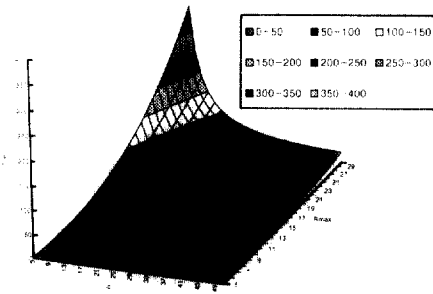
고 있음을 확인할 수 있었으며, 임의 모드[St : Cu(+), St : AgW(+), CuW(+)]에 대한 신경망 결과를 고찰하면 <표 5>, <표 6>에서처럼 신경망이 우수한 성능을 보유하고 있음을 알 수 있다. <그림 9>와 <그림 10>은 학습데이터를 그래프로 나타낸 것이다.

<표 5> 임의로 추출한 신경망 결과 및 이론 실험식[St : Cu(+)]

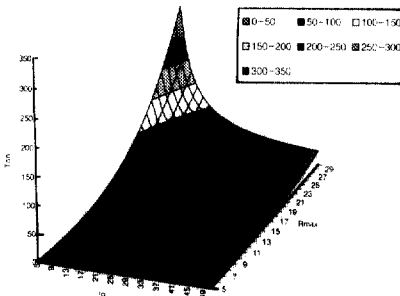
학습 데이터				전문화된 신경망				통합 신경망			
				신경망 결과		오차		신경망 결과		오차	
R_{max}	I_p	i_p	i_r	i_p^*	i_r^*	$err i_p$	$err i_r$	i_p^*	i_r^*	$err i_p$	$Err i_r$
5	30	1.0000	1.0000	1.174806	1.087235	0.174806	0.087235	3.05561	4.10200	2.05561	3.10200
5	40	1.0000	1.0000	1.109205	1.050319	0.109205	0.050319	2.76945	3.84686	1.76945	2.84686
5	45	1.0000	1.0000	1.090604	1.04059	0.090604	0.04059	2.65981	3.74439	1.65981	2.74439
5	50	1.0000	1.0000	1.077183	1.033828	0.077183	0.033828	2.56628	3.65462	1.56628	2.65462
30	25	59.0000	29.0000	59.13051	29.19007	0.130508	0.190069	60.59712	21.71378	1.59712	7.28622
30	35	40.0000	20.0000	39.52792	20.40976	0.47208	0.409756	46.19350	18.72636	6.19350	1.27364
30	40	34.0000	17.0000	34.82619	16.78397	0.826187	0.216028	41.41212	17.65173	7.41212	0.65173
30	50	27.0000	27.0000	27.01601	26.68957	0.016006	0.310431	34.14786	15.90680	7.14786	11.09320

<표 6> 임의로 추출한 신경망 결과 및 이론 실험식[St : AgW(+), CuW(+)]

학습 데이터				전문화된 신경망				통합 신경망			
				신경망 결과		오차		신경망 결과		오차	
R_{max}	I_p	i_p	i_r	i_p^*	i_r^*	$err i_p$	$err i_r$	i_p^*	i_r^*	$err i_p$	$Err i_r$
5	10	1.0000	1.0000	1.184589	1.084591	0.184589	0.084591	3.44035	4.42346	2.44035	3.42346
5	15	1.0000	1.0000	1.113089	1.040232	0.113089	0.040232	3.13248	4.16896	2.13248	3.16896
5	20	1.0000	1.0000	1.088123	1.028052	0.088123	0.028052	2.91372	3.97846	1.91372	2.97846
5	25	1.0000	1.0000	1.073497	1.021651	0.073497	0.021651	2.74842	3.82821	1.74842	2.82821
30	10	99.0000	49.0000	98.99197	48.38659	0.008026	0.613411	132.43617	34.45686	33.43617	14.54314
30	20	53.0000	26.0000	52.94204	25.6619	0.057964	0.338102	67.54856	23.11493	14.54856	2.88507
30	45	25.0000	25.0000	25.15222	24.82066	0.152222	0.179337	31.23643	15.16760	6.23643	9.83240
30	50	23.0000	23.0000	23.06494	22.86787	0.064938	0.13213	28.04171	14.31035	5.04171	8.68965



〈그림 9〉 St : Cu(+)의 학습 데이터



〈그림 10〉 St : AgW(+), CuW(+)의 학습 데이터

6. 결론 및 고찰

가공물재질, 전극재질, 전극극성등을 고려하여 제품에 요구된 표면거칠기를 만족시킬 수 있는 방전가공조건을 결정한다는 것은 난해한 문제이다. 따라서, 본 연구에서는 이러한 점을 고려하여 다양한 방전모드에 적합한 방전조건을 제공할 수 있는 신경망을 구성하였다. 특히, 제안된 신경망은 전처리부에서 CAD데이터로부터 방전면적을 산출하여, 이를 근거로 가공속도 및 사상면조도에 결정적 영향을 미치는 방전전류 최대치 I_p 를 구할 수 있어 정확한 조건선정의 방향을 제시하였으며, 이를 기초로 나머지 방전 조건인 방전전류 펄스폭 t_p 와 휴지시간 t_r 을 구할 수 있도록 함으로써 방전효율을 높이고 표면거칠기를 만족할 수 있는 조건을 선정할 수 있었다.

또한 방전모드와 방전면적의 다양성으로 인하여 신경망 적용 시 입출력 형태의 다양성 관계로 발생될 수 있는 문제를 제거하고, 사상의 정확도를 증대시킬 수 있는 방법을 제시하였다. 즉 입출력 영역의 분할과 분할된 영역에서의 전문화되고 모듈화 된 신경망을 이용할 수 있게 하여 학습 시 혹은 일

반화적용 시 발생하는 정보의 충돌(Information Conflict)현상을 제거 할 수 있는 방법이다.

실험을 통하여 다양한 모드를 하나로 통합된 신경망과 제안된 신경망과의 성능을 비교해본 결과 제안된 신경망이 우수하다는 결론을 내릴 수 있었다. 이는 〈표 1〉에 주어진 표면거칠기 관계식에서 알 수 있듯이 성질이 다른 함수식을 하나의 신경망으로 일반화시키는 것은 다소 무리가 있다는 것을 증명하는 것이라 할 수 있다.

본 연구의 장점(Main advantages)은 기존 데이터복의 한계를 극복하여 다양한 방전모드에 대하여 방전특성에 적합한 방전조건을 제공할 수 있다는 것과, 신경망의 뛰어난 일반화 능력으로 학습되지 않은 임의조건에 대해서도 적절한 방전조건을 제공할 수 있다는 것이다.

【참 고 문 헌】

- [1] 성준경외, “금형강의 와이어 컷 방전가공 시 방전 조건과 가공 특성”, 한국정밀공학회 '96년도 춘계 학술대회 논문집, pp. 14 ~ 18, 1996
- [2] 유제구, 방전가공, 대광서림, 1994
- [3] 김창호, 방전가공, 기전 연구사, 1995
- [4] 정상결, WIRE CUT 방전가공, 백재교역사
- [5] 방전가공의 기초, 진영정기, 1994
- [6] 강홍모, “2차원 형상배치에 대한 CAM패키지 개발에관한 연구”, 울산대학교 석사학위논문, 1994
- [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 and X. Yan, “Neural Network approach to the reconstruction of freeform surfaces for reverse engineering”, Comput.-Aided Des., Vol. 27, 1995, pp. 59-64
- [10] T.W Liao, “MLP neural network models of CMM measuring process”, Journal of Intelligent Manufacturing, 1996.7, pp. 413-425
- [11] J.H. Murphy and B.J.Kagle, “Neural Network recognition of electronic malfunctions”, Journal of Intelligent Manufacturing, 1992.3, pp 205-216
- [12] S.Yerramareddy, S.C-Y. LU, and K.F.Arnold, “Developing empirical models from observational data using artificial

neural networks", Journal of Intelligent Manufacturing, 1993.4, pp. 33-41

[13] G.Karsai, K.Anderson, G.Cook, and R.J.Barnett, "Neural network methods for the modeling and control of welding process", Journal of Intelligent Manufacturing, 1992.3, pp. 229-235

[14] G. Cybenko, "Approximation by Superposition's of a sigmoidal function," Mathematics of control, signals and systems, 2, pp. 303-314, 1989.

[15] D. S. Broomhead and D. Lowe, "Multivariate Functional Interpolation and Adaptive Network," Complex Systems, 2, pp. 321-355, 1988.

[16] S. A. Billings, H. B. Jamaluddin, and S. Chen, "Properties of Neural Networks with Applications to Modeling Non-linear Dynamical Systems," International Journal of Control, 55(1), pp. 193-224, 1992.



주상운

1977년 서울대학교 산업공학과 학사

1979년 한국과학기술원 산업공학과 석사

1989년 한국과학기술원 산업공학과 박사

현 재 울산대학교 산업공학과 정교수

관심분야 곡면 모델링, NC 가공, 제조시스템 자동화 등



왕지남

1982년 아주대학교 산업공학과 학사

1984년 한국과학기술원 산업공학과 석사

1993년 미국 Texas A&M University 산업공학과 박사

현 재 아주대학교 기계 및 산업공학부 조교수

관심분야 Neural Network 설계 및 동적제어, 자동감시제어, 초고속망 응용기술 등



이건범

1992년 울산대학교 기계공학과 학사

1994년 울산대학교 기계공학과 석사

1997년 울산대학교 산업공학과 박사

현 재 홍성기능대학 생산기계기술학과 조교수

관심분야 CAD/CAM, Neural Network 응용, 제조 시스템 자동화 등

97년 7월 최초 접수, 97년 9월 최종 수정