

신경망을 이용한 전극 저소모 방전조건 결정

Determination of EDM parameters for low tool wears utilizing neural networks

주상윤(울산대학교), 이건범(홍성기능대학), 왕지남(아주대학교)

Sang-Yoon Ju(Ulsan Univ.), Keon-Beom Lee(Honsung College), Gi-Nam Wang(Aju Univ)

Abstract

Advances in EDM power supplies have made the process competitive in some areas dominated by conventional and numerically controlled machines.

This paper will produce more comprehensive data than are presently available and will use this data in applying concepts of optimization based on manufacturer's guide lines utilizing neural networks.

A method will be developed for determining the machining parameters of the EDM process considering the conflicting desirability of good surface finish, low tool wear and high rates of metal removal. By the proposed method, one can select machining parameters that can maintain permissible tool wear and obtain maximum machining rates on the system represented by the data

Key Works : EDM(Electrical Discharge Machining), 전극소모(Electrode wear)

1. 서론

공구전극과 피가공물 사이에 절연액(絶緣液)을 개재(介在) 시키고 반복적으로 불꽃방전을 발생시키면, 절연액에 의해 불꽃의 퍼짐이 제한되어 미소영역에 집중적으로 열을 가하게 되므로, 가열된 공구전극과 피가공물의 일부가 용융(熔融)되어 제거되는데 이러한 이상소모 현상을 이용한 가공법을 방전가공법(Electrical discharge machining)이라 한다. 방전가공법은 공구와 피가공물이 직접 접촉하여 가공하는 기계적 가공법이 아닌 비접촉 가공법이므로 절연액을 순환시키기 위한 압력을 제외하면 전극이나 피가공물상에 어떠한 힘이나 압력도 작용하지 않으므로 두께가 얇은 제품이나 취성(脆性)이 있는 재질도 안전하게 가공할 수 있다.

방전가공법은 공구전극과 피가공물이 도체

(導體)이기만 하면 피가공물의 강도 및 경도에 관계없이 가공이 가능하므로, 방전 가공기 개발 초기에는 고강도의 합금 및 취성이 있는 재료의 가공이나 기계적방법으로는 가공하기 어려운 복잡한 형상의 제품을 가공하는 금형 산업에서 주로 사용되었으나, 최근에는 고경도·고강도 재료의 가공은 물론, 연질의 재료도 복잡한 형상의 제품이나 작고 깊은 구멍가공 등 모든 산업분야에서 폭 넓게 사용되고 있으며 앞으로도 활용범위가 점차 확대될 것으로 기대된다[1-6].

방전가공 시 전극은 피가공물과 함께 소모되며, 전극의 소모정도에 따라 무소모, 중소모, 유소모로 구별된다. 전극소모비가 1%이하인 무소모 영역은 고속가공과 장시간 방전을 요하는 황삭에 적합하고, 전극소모비가 1-4% 범위의 중소모 영역은 황삭에서 정삭까지 전극 하나로 가공할 때 적절하며, 전극소모비가 4% 이상인 유소모 영역은 정삭에 적합하다[7].

일반적으로 방전가공 속도는 절삭가공에 비하여 상대적으로 느리므로, 가공시간을 단축하기 위하여 절삭가공으로 예비가공 한 후, 잔여 부분을 방전가공법으로 가공하였으나, 안정된 고 에너지를 발생시킬 수 있는 전원공급 장치(Power Supply)의 발전에 힘입어 가공속도가 현저히 향상되어 예비가공 없이 직접 방전가공 하는 추세이다.

예비가공 없이 직접 방전가공을 실시하면 예비가공 후 방전가공 하는 것에 비하여 가공량과 가공시간이 현저히 증가하게 되므로, 전극 소모량이 많을 경우 목적하는 제품의 형상 및 치수를 유지할 수 없어, 가공 중 새로운 전극으로 교체하여 가공해야 하므로 생산성을 저하시키는 요인이 된다.

본 연구는 이러한 점을 고려하여 전극소모가 적고 가공속도를 증가시킬 수 있는 방전조건을 결정할 수 있도록 방전기 제조업체에서 제공한 가공조건표를 학습자료로 이용하여, 가공확대 폭이 입력이 되고 이에 대한 방전조건이 출력되는 신경회로망을 제안하고자 한다.

## 2. 방전조건과 방전가공특성

대표적인 방전가공 특성으로는 가공속도 (g/min), 표면거칠기( $\mu\text{m}$ ), 가공확대 폭(over cut:  $\mu\text{m}$ ) 및 전극소모율(%) 등이 있다. 방전성능은 대부분 방전전류 최대치  $I_p$ , 방전전류 펄스폭  $\tau_p$ , 휴지시간  $\tau_r$  등과 같은 방전조건에 의해 결정되므로, 효율적인 방전조건을 결정하기 위해서는 방전조건과 방전성능과의 관계를 충분히 인지하여야 한다.

- 방전전류 최대치  $I_p$  : 극간에 흐르는 최대 전류로, 방전전류 최대치가 증가하면 방전 속도는 증가하나, 표면거칠기 및 가공확대 폭이 커지고 전극소모율이 증가한다.
- 방전전류 펄스폭  $\tau_p$  : 방전전류가 흐르는 시간으로, 방전전류 펄스폭이 커지면 가공 속도가 증가하고 표면거칠기가 거칠어지지만 전극소모율은 감소한다.
- 휴지시간  $\tau_r$  : 방전전류의 흐름을 차단하는 시간으로, 방전의 안정과 밀접한 관계가 있다. 휴지시간을 짧게 하면 가공속도는 빨라지지만 방전이 불안정해 가공속도가 저하될 수 있고 더 심하면 전극 형상에 손상이 갈 수 있다.
- Level : 번호가 낮을수록 전압이 낮아지고 반면에 전류는 높아진다. 전압이 35V 이하는 전극의 손상이 갈 수 있고 방전이 불안정할 수 있으므로 사용이 어렵다.
- Arc Level : Arc 상태를 검출할 수 있는 민감도를 나타낸다. 번호가 낮을수록 Arc 검출이 둔감하고 번호가 높을수록 Arc 검출에 민감하다.
- Servo Gain : 램의 응답속도를 나타내는 것으로 번호가 낮을수록 램의 응답속도가 느리고 번호가 높을수록 램의 응답속도가 빠르다.

이상과 같이 방전특성과 방전조건과의 관계는 방전전류 최대치  $I_p$ 와 방전전류 펄스폭  $\tau_p$ 가 증가하면 가공속도는 증가하지만, 가공면은 거칠어지고 가공확대 폭(over cut)은 커지게 된다. 또한, 전극소모비는 방전전류 펄스폭  $\tau_p$ 가 증가하면 감소하고, 방전전류 최대치  $I_p$ 가 커지면 증가한다.

## 3. 전극 저소모 방전가공 원리

전극 저소모 방전조건이란 단위 시간당 많은 양의 피삭재를 제거하고 미소량의 공구전극이 소모될 수 있는 방전조건을 말한다.

공구전극이 Cu(+)이고 피가공물이 강(SKD11)일 경우 전극 저소모 조건이 성립하려면 방전전류 최대치  $I_p$ 를 작게 하고, 방전전류 펄스폭  $\tau_p$ 를 크게 해야 한다.

전극 저소모 상태로 방전가공이 가능한 원리는 다음과 같다. 첫째, 가공에 필요한 최저 에너지 밀도차 [ $J_s/\text{Cu}(+) = 0.22 \cdot I_p^{0.2} / \tau_p^{0.8}$  ( $\text{A}/\text{cm}^2$ )]로 가공하는 방법, 둘째, 가공액의 분해에 의해 탄소가 양극(+)에 부착되어 보호작용을 하는 경우, 셋째,  $I_p$ 와  $\tau_p$ 의 변화에 따른 양극(+)과 음극(-)의 에너지 분배 비율의 변화 등이다.

### ■ 최저가공 에너지 밀도에 의한 가공

이 방법은 가공에 필요한 최저 에너지 밀도를 이용하여 방전 가공하는 방법으로 가공에 필요한 최저 에너지 밀도는 재료의 열전도율  $\lambda$ 와 용융점  $\theta_m$ 과의 곱( $\lambda \cdot \theta_m$ )에 비례한다.

표 1은 전자빔 발생장치를 이용하여 구현한 방전가공에 필요한 최소에너지 밀도이다.

<표 1> 가공에 필요한 최소 에너지

가공물 재료	융점 $\theta_m$	$\lambda \theta_m$ [w/cm]	$J_{min}$ [w/cm <sup>2</sup> ]
W	3,377	4,940	$3.2 \times 10^7$
Cu	1,084	4,000	$3.2 \times 10^7$
Ag	960	3,890	
Mo	2,577	3,730	$2.9 \times 10^7$
Al	659	2,740	$1.5 \times 10^7$
Ta	2,997	2,093	$1.7 \times 10^7$
Pt	1,770	1,556	$1.3 \times 10^7$
Fe	1,539	1,230	$9.2 \times 10^6$
Ni	1,455	600	$8.2 \times 10^6$
스테인레스	1,425	520	$1.1 \times 10^7$
Ti	1,672	315	$4.5 \times 10^6$

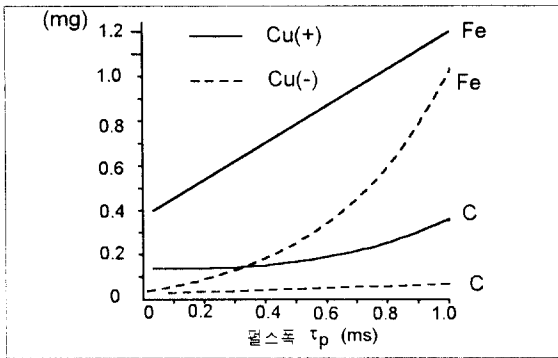
$\lambda$  : 열전도율 [w/cm · °C]

$J_{min}$  : 가공에 필요한 최소 에너지 밀도

### ■ 탄소의 전극면 부착에 의한 보호작용

그림 1은 피가공물인 강에서 전이된 철과 가공액의 분해에 의해 생긴 카본(Carbon)이 전극면에 부착된 측정치를 나타낸 것으로, 전극(Cu)이 양극(+)인 경우가 음극(-)인 경우보다 부착량이 증가하는 것을 알 수 있다. 결국 저소모는 이 부착물에 의한 보호작용도 큰 역할을 하므로 이러한 현상을 이용하면 전극소모

가 적은 상태에서 가공을 할 수 있다.

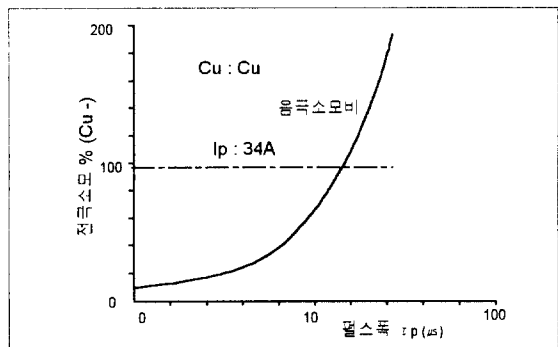


<그림 1>전극극성과 분해카본과 철의 부착

■ 양극과 음극의 에너지 분배의 변화

전극을 Cu로 하고 피가공물을 Cu로 하여 가공하는 경우, 방전전류 펄스폭  $\tau_p$ 가 짧으면 양극(+)측의 가공량이 많아지고, 방전전류 펄스폭  $\tau_p$ 가 길면 음극(-)측의 가공량이 많아지는 경향이 있다.

그림 2는 아크 에너지의 양극에 대한 배분과, 방전전류 펄스폭  $\tau_p$ 에 의한 변화 및 소모량의 변화를 나타낸 것이다. 방전전류(아크 전류)는 전자전류와 이온전류로부터 구성되며, 펄스폭이 짧은 범위는 전자전류의 비율이 많고, 펄스폭이 길면 이온전류의 비율이 많아지므로 전극 극성의 선택에 있어서 방전전류 펄스폭이 짧을 때는 음극을 전극으로 하고, 펄스폭이 길 때는 양극을 전극으로 하는 것이 유리하다고 생각된다[5,6].



<그림 2> 펄스폭과 전극소모비

4. 신경회로망 모델링

전극 저소모 방전조건 결정에 신경망을 응용하는 목적은 각 방전 조건들 사이의 직접적인 인과관계가 뚜렷하지 않고 정량화가 어렵기 때문에 애매한 성질을 갖는 정보를 효과적으로 처리하기 위한 것이다. 지식이 규칙의

형태로 되어있는 알고리즘과는 달리, 신경망은 사전 지식이나 내부 시스템의 동작에 대한 지식이 거의 필요 없고 주어진 샘플 패턴 (Sample Pattern)들로부터의 학습경험에 바탕을 두고, 새로운 유사 입력 패턴들이 주어질 경우, 그 출력패턴을 추정할 수 있도록 자기 조직화(Self Organization)하는 이점이 있다[8].

이러한 장점을 이용하기 위하여 본 연구에서는 표 2와 같이 전극 무소모 영역 중 0.5% 이하에 대하여 편측 가공확대 폭(오버컷:  $C_{1/2}$ )과 관련된 3개의 모멘텀 항을 설정하였다. 본 연구에서 모멘텀 항을 설정한 이유는 입력이 가공확대 폭 하나일 경우 출력인 6개의 가공 조건으로의 정확한 사상(Mapping)이 어렵다고 판단되어 가공확대 폭과 전극 소모비의 가중치를 곱한 모멘텀 항을 설정함으로써 보다 정확한 사상(Mapping)이 될 수 있도록 하기 위함이다.

<표 2> 가공확대 폭 과 모멘텀 설정

C1/2	M1	M2	M3
$\alpha$	$\alpha \cdot \varepsilon$	$\alpha \cdot \varepsilon^2$	$\alpha \cdot \varepsilon^3$

여기서  $\alpha$ 는 가공확대 폭에 대한 가중치 ( $C_{1/2}/100$ ) 이고  $\varepsilon$ 은 전극 소모비의 가중치로 상수(5)이다.

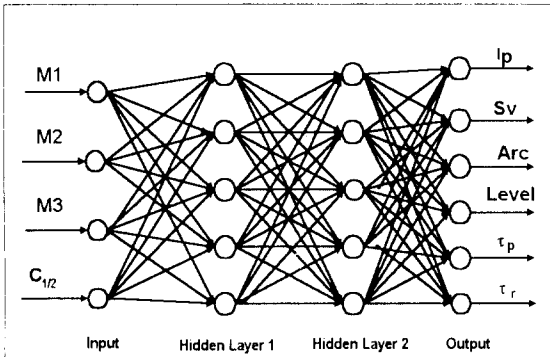
표 3은 표 2에 따라 가공확대 폭에 대해 설정된 모멘텀으로 신경망의 입력 데이터이다.

<표 3>소모 영역별 모멘텀의 정량화

$C_{1/2}$	M1	M2	M3
99	5	25	124
112	6	28	140
126	6	32	158
143	7	36	179
160	8	40	200
181	9	45	226
203	10	51	254
231	12	58	289
272	14	68	340
300	15	75	375
340	17	85	425

본 연구에서 사용한 신경회로망의 구성도는 그림 3과 같이 입력층(Input Layer)의 뉴런은 4개로 오버컷과 3개의 모멘텀이고, 각각

8 개의 뉴런을 갖는 2 개의 은닉층(Hidden Layer)이 있고, 출력층(Output Layer)은 6 개의 방전조건  $I_p$ ,  $\tau_p$ ,  $\tau_r$ , Sv, Lev, Arc 를 출력하도록 4-k-k-6 의 신경회로망으로 구성하였다.



<그림 3> 신경회로망의 구성도

신경회로망의 학습은 뉴런들을 연결하는 결합하중(Connection Weight)을 조절하여 이루어진다. 방전기 제작사인 J사에서 제작한 가공조건 표의 가공데이터 중, 전국 무소모 영역인 전국 소모비 0.5%미만의 데이터를 교사데이터(Supervised Data)로 하여, 신경회로망의 출력층에서 얻어진 최종 출력과 교사데이터와의 차이를 오차(e)로 정의하고, 오차의 제곱( $e^2$ )을 최소화 하는 Delta Rule 을 이용하였다. 결합하중의 조절에 있어서는 출력층 뉴런으로의 결합하중을 먼저 조절하고, 차례로 하위층 뉴런으로의 결합하중을 조절하는 역전파 알고리즘(Backpropagation Algorithm)을 사용하였다.

표 4는 표 3의 오버킷과 정량화 된 모멘텀을 입력으로 하고, 주어진 오버킷을 만족시킬 수 있는 무소모 방전가공 조건으로, 기계제작사인 J사에서 제공한 가공조건표를 기초로 한 학습 데이터이다.

<표 4>신경망의 학습 데이터

Input Parameters				Desired Outputs					
$C_{1/2}$	M1	M2	M3	Ton	Toff	$I_p$	Sv	Arc	Lev
99	5	25	124	100	30	6	3	1	2
112	6	28	140	120	30	9	3	1	2
126	6	32	158	120	30	11	3	1	2
143	7	36	179	200	30	14	3	1	0
160	8	40	200	200	30	21	3	1	0
181	9	45	226	200	30	24	3	1	0
203	10	51	254	240	30	30	3	1	0
231	12	58	289	300	30	36	3	1	0

272	14	68	340	500	50	40	3	1	0
300	15	75	375	500	50	47	3	1	0
340	17	85	425	700	50	50	3	1	0

## 5. 컴퓨터 모의실험

실제 방전가공에 필요한 전극의 크기는 방전 시 발생하는 가공확대 폭을 고려하여 제작된다.

전극 제작 시 적용된 전극의 가공확대 폭은 신경망의 학습을 위해서 사용된 표 4의 경우보다 다양하다. 따라서 학습데이터에 포함된 가공확대 폭에 대한 방전조건을 만족하는 것은 물론, 학습데이터에 포함되어 있지 않은 가공확대 폭에 대한 방전조건도 적절하게 결정할 수 있어야 한다. 표 5는 다양한 가공확대 폭에 대하여 결정된 방전 조건들의 결과이다. 표 5에서  $\checkmark$  표시된 데이터는 학습 데이터에 존재하는 가공확대 폭에 대한 가공 조건이고,  $\checkmark$  표시되지 않은 데이터는 학습데이터에 없는 임의의 가공확대 폭에 대한 가공 조건이다. 표 5의 결과에서 알 수 있듯이 임의의 가공확대 폭에 대한 가공조건도 전단계와 다음 단계의 조건에 대하여 적절히 보간 된 값이 생성되었음을 알 수 있다.

<표 5>역전파 신경망의 실험 결과

$C_{1/2}$	Ton	Toff	$I_p$	Sv	Arc	Lev
$\checkmark$ 99	106.20	30.00	6.52	3.00	1.00	2.00
105	107.02	30.00	6.78	3.00	1.00	2.00
$\checkmark$ 11	111.14	30.00	8.77	3.00	1.00	2.00
2						
120	115.46	30.00	10.27	3.00	1.00	2.00
$\checkmark$ 12	123.16	30.00	11.07	3.00	1.00	1.99
6						
130	160.23	30.00	11.22	3.00	1.00	0.79
$\checkmark$ 14	199.78	30.00	13.99	3.00	1.00	0.01
3						
150	199.92	30.00	19.02	3.00	1.00	0.00
$\checkmark$ 16	197.32	30.00	20.87	3.00	1.00	0.00
0						
170	197.35	30.00	22.78	3.00	1.00	0.00
$\checkmark$ 18	202.87	30.00	24.08	3.00	1.00	0.00
1						
190	217.64	30.00	26.72	3.00	1.00	0.00
200	232.54	30.00	29.01	3.00	1.00	0.00

203	238.63	30.00	29.91	3.00	1.00	0.00
210	257.75	30.01	32.62	3.00	1.00	0.00
220	271.33	30.01	34.39	3.00	1.00	0.00
✓ 23 1	300.16	30.07	36.01	3.00	1.00	0.00
250	454.96	37.86	34.79	3.00	1.00	0.00
260	506.97	47.99	35.25	3.00	1.00	0.00
✓ 27 2	499.80	49.92	39.99	3.00	1.00	0.00
280	477.09	49.97	42.48	3.00	1.00	0.00
290	463.69	49.99	45.58	3.00	1.00	0.00
✓ 30 0	500.64	50.00	47.01	3.00	1.00	0.00
310	624.16	50.00	48.82	3.00	1.00	0.00
320	673.19	50.00	49.43	3.00	1.00	0.00
330	693.95	50.00	49.78	3.00	1.00	0.00
✓ 34 0	696.59	50.00	49.85	3.00	1.00	0.00

컴퓨터 모의실험 결과를 고찰해보면 이미 학습된 가공확대 폭에 대해 결정된 방전조건은 우수한 결과를 얻을 수 있었으며, 학습되지 않은 파라미터에 대하여도 우수한 적응성을 나타냄을 알 수 있다.

## 6. 결론

본 연구는 전극소모를 무소모 상태를 유지하고 가공속도가 크고, 전극제작 시 고려된 가공확대 폭을 만족할 수 있는 방전조건을 결정하기 위한 신경회로망의 응용에 관한 것으로 다음과 같은 결론을 얻었다.

- (1) 무소모 조건을 만족하고 방전속도를 증가시킬 수 있는 방전조건을 결정할 수 있었다.
- (2) 가공확대 폭 이외에 모멘텀 항을 추가하여 가공조건표인 학습데이터 이외의 데이터에 대하여도 우수한 적응성을 갖는 신경망 시스템이 되었다.
- (3) 신경망을 이용한 방전조건 결정으로 제조공정의 자동화 실현의 가능성을 제안하였다.

## 참고문헌

- [1] 이건범, 주상윤, 왕지남, “2 단계 신경망 추정에 의한 와이어 컷 방전가공조건 선정”,

대한산업공학회지, 1997

- [2] 이건범, 주상윤, 왕지남, “신경망을 이용한 2 차원 방전가공 조건선정”, 대한산업공학회지
- [3] 이건범, 주상윤, 왕지남, “와이어 가공조건 자동생성 2 단계 신경망 추정”, 한국정밀공학회지
- [4] 성준경외, “금형강의 와이어 컷 방전가공시 방전 조건과 가공 특성”, 정밀공학회지 '96년도 춘계 학술대회 논문집 pp. 14 ~ 18, 1996
- [5] 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
- [6] 김창호, 방전가공, 기전 연구사, 1995
- [7] 방전 가공조건 성능 표, 진영 전기 연구소, 1996
- [8] 하만경, 광재섭, 송지복, 김건희, 김희술, “신경회로망을 이용한 연삭가공의 트러블 인식에 관한연구(I)”, 한국정밀공학회지, 제 13 권, 제 9 호, pp.149-155, 1996