

역전파 신경회로망을 이용한 가공조건에 따른 STD-11 절단면의 신뢰성 평가

김선진⁺, 성백섭*, 조규재⁺⁺, 김하식⁺⁺⁺, 반제삼⁺⁺⁺⁺

(논문접수일 2003. 9. 15, 심사완료일 2004. 6. 11)

Reliability Evaluation of STD-11 Cutting Surface on the Machined Condition using the Back-Propagation Neural Network

Sun-Jin Kim⁺, Back-Sub Sung*, Gyu-Jae Cho⁺⁺, Ha-Sik Kim⁺⁺⁺, Jae-Sam Ban⁺⁺⁺⁺

Abstract

The purpose of this study was to present the method to choose the optimum machining condition for the wire EDM. This was completed by examining the ever-changing quality of the material and by improving the function of the wire electric discharge machine. Precision metal mold products and the unmanned wire electric discharge machining system were used and then applied in industrial fields.

This experiment uses the wire electric discharge machine with brass wire electrode of 0.25mm. To measure the precision of the machining surface, average values are obtained from 3 samples of measures of center-line average roughness by using a third dimension gauge and a stylus surface roughness gauge.

Key Words : Variation of hand drum form(복량), Back-propagation(역전파), Variance technique(분산분석), Standard error of estimate(산출표준오차), Coefficient of multiple correlation(복합상관계수), Coefficient of determination(결정계수)

1. 서론

와이어 방전가공은 동, 황동, 텅스텐 등의 와이어를 전극

으로하고, 공작물을 고정된 테이블을 NC 제어 서보 모터(Servo motor)의 구동에 의하여 2차원 방향의 이송을 주면서 와이어와 공작물과의 사이에 스파크(spark) 방전을

* 교신저자, 국립목포대학교 선계해양시스템공학부 (sbsung@mokpo.ac.kr)

주소: 534-729 전남 무안군 청계면 도림리 산 61번지

+ 서강정보대학 소방안전관리과

++ 조선대학교 기계공학과

+++ 조선이공대학 컴퓨터응용기계과

++++ (재)광주테크노파크 LED/LD패키징시험생산기술지원센터

시키고 동시에 공작물을 요구하는 형상에 따라 가공하는 가공법이다⁽¹⁻³⁾. 이는 난삭성 재료에 대한 가공성이 우수하고 공구로 사용되는 와이어의 직경이 매우 작아 미세한 형상도 정밀하게 가공할 수 있어 점차 적용범위가 확대될 것으로 기대된다⁽⁴⁾.

근래에 들어서 생산의 형태가 소품종 대량생산 형태에서 다품종 소량생산으로 이행하고 있으며 이러한 현상은 가공 분야에서도 컴퓨터의 도입을 가속화시키고 있다. 특히 컴퓨터를 이용하여 공정설계를 자동화하기 위한 노력의 결과로 부품 최종형상의 모델링에 의해 공작기계에 지령을 내릴 수 있는 코드를 자동 생성해 주는 소프트웨어들이 개발되고 있다. 그러나 생산성 향상을 위해 공구경로와 공정계획 못지않게 생산성에 중요한 영향을 미치는 실제 가공에 있어서의 가공조건을 자동적으로(또는 지능적으로) 선정하는 방법은 아직도 실용화 단계에 이르지 못하고 있다.

따라서 본 연구에서는 생산현장에서 금형 소재로 많이 사용되고 있는 합금공구강(STD-11)을 와이어 방전가공기를 이용하여 직선 및 원형가공시 가공면의 표면거칠기 상태를 최적의 조건으로 만들어, 원가절감 무인화 등 생산성 향상을 도모하고자 한다.

2. 와이어 방전가공의 표면거칠기

와이어 방전가공기는 와이어 전극계, 가공액 공급장치, 제어장치, 전원장치 등으로 구성되어 있다.

Fig. 1은 와이어 방전가공기의 개략도이다.

시편의 재료가 다양할 경우 물을 이용한 와이어 방전가공

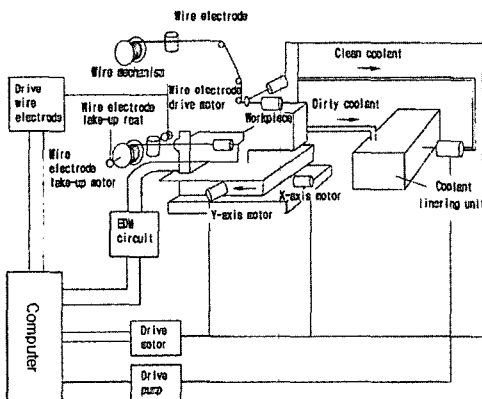


Fig. 1 Schematic diagram of wire-cut electronic discharge machine

에서는 일반적인 방전가공처럼 단순하지 않고 재료의 특성에 따라 여러 가지 전해작용을 받기 때문에 양자의 가공특성이 완전히 일치할 수 없지만, 이를 와이어 방전가공에 적용할 수 있다^(5,6).

와이어 방전가공의 표면거칠기는 황동 와이어로 합금공구강을 가공시 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$R_a = K_m \cdot t^{-0.33} \quad (1)$$

일반적으로 가공 면의 표면거칠기는 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$R_a = K_m \cdot t_{on}^{0.2} \cdot I_p^{0.5} \cdot m^{-0.15} \quad (2)$$

(단, m 은 시편의 물리상수($\rho c M^2 \sigma^{-2}$))

와이어 방전가공기와 같이 콘덴서 회로를 사용하는 경우는 콘덴서 용량 및 극간에 가해지는 전압이 커질수록 방전 흔적도 커지고 표면거칠기도 거칠어진다. 또 와이어전극 지름을 변화시키면 최대 표면거칠기 값도 변화된다.

3. 실험 및 시험편

실험에 사용된 시편은 C(1.5%)-Cr(13%)강인 합금공구강(STD-11)을 밀링 가공하여 열처리를 하였다. 높은 인장강도와 항복점은 담금질 상태로는 얻을 수 없고 뜨임에 의해서 미세한 입자의 2상으로된 조직일 때에 얻을 수 있다. 따라서 진공로(Abaripsen Industries CO, HR-20×24-1330)에서 1차 예열은 700℃에서 60분, 2차 예열을 900℃에서 90분간하고, 1030℃에 세팅(Seting)하여 120분 가열 후 질소(N₂)가스에서 가압 냉각하여 담금질 처리한 후, 180℃에서 240분간 가열한 후 공냉하여 뜨임 처리를 하였다.

실험에 사용된 합금공구강의 화학적 성분을 Table 1에 나타내었다.

열처리 후 평면 연삭기에 가공한 시편을 Fig. 2와 같이 와이어 방전가공시 열 영향을 받지 않도록 5mm의 간격을 두고, $\phi 12$ mm의 원형가공과 12×12mm의 정방형으로 가공하였다.

Table 1 Chemical compositions of alloy tool steel

(wt. %)									
C	Si	Mn	P	S	Ni	Cr	Mo	V	
1.49	0.22	0.28	0.24	0.017	0.14	11.49	0.88	0.26	

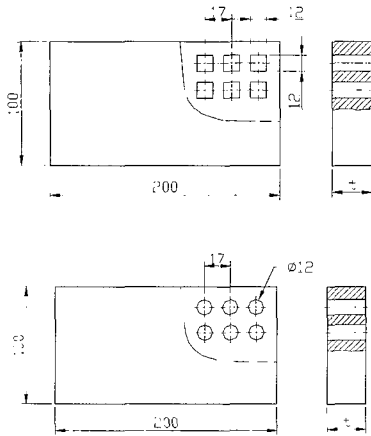


Fig. 2 Detail view of specimen(t=10, 30, 50mm)

가공 실험은 와이어 방전가공기(Korea Fanuc, W-0)를 이용하여 실험하였고, 와이어 전극은 $\phi 0.25\text{mm}$ 의 황동선을 사용하였으며, 와이어와 시편은 수직이 되도록 조정하였다. 수직 조정시 상부와 하부 다이스 사이에 와이어를 걸어 수직조정 지그로 조정하여 설치하였다. 또한 인디게이트를 사용하여 시편 평행도를 측정하면서 고정하였다.

사용한 $\phi 0.25\text{mm}$ 의 황동 와이어전극의 화학적 성분과 기계적 성질은 Table 2와 Table 3에 나타내었고, 가공액의 비저항치는 $2 \times 10^4 \Omega \cdot \text{cm}$ 로 설정하고 수온은 $20 \pm 2^\circ\text{C}$ 로 유지하였다.

본 실험의 방전가공 조건은 Table 4와 같으며 실온($18 \pm 1^\circ\text{C}$)에서 실험을 하였다. 가공개시 구멍은 밀링 작업 후 시편 형상 중심에 $\phi 4\text{mm}$ 드릴로 가공하였고, 정확한 데이터를 얻기 위하여 가공 1시간 전부터 예열하여 Table 4에 제시

Table 2 Chemical compositions of wire electrode

(wt.%)				
Cu	Zn	Pn	Sn	Fe
63.04	38.86	0.03	0.02	0.03

Table 3 Mechanical properties of wire electrode

Property	Tensile strength	Elongation
Value	980MPa	2(%)

Table 4 Process conditions of wire cutting test

No load voltage (100, 120V)	On time (μsec)	Off time (μsec)	Wire tension (gf)
7, 9	6	8	1000, 1200, 1400
		13	1000, 1200, 1400
		18	1000, 1200, 1400
	8	8	1000, 1200, 1400
		13	1000, 1200, 1400
		18	1000, 1200, 1400
	10	8	1000, 1200, 1400
		13	1000, 1200, 1400
		18	1000, 1200, 1400
Servo voltage		32(v)	
Wire feed		10(m/min)	
Water flow pressure		15(kg/cm ²)	
Diameter of wire		$\phi 0.25(\text{mm})$	

한 방전가공 조건들을 와이어가 가공개시 구멍에서부터 가공이 시작되면 서서히 변화시켜 와이어가 시편 형상을 가공하기 전에 실험조건으로 맞추어 실험을 수행하였다. 또한 와이어의 공급속도, 피크전류 및 테이블의 이송속도는 일정하게 유지시키면서 실험하였다.

가공면 거칠기의 측정은 촉침식 표면조도측정기(Kosaka, DSF-1000)로 Ra(중심선 평균 거칠기)값을 3회 측정하여 평균값을 이용하였다.

3.2 와이어 방전가공의 최소자승직선 추정

가장 널리 사용되는 직선 추정(Line estimator) 방법은 $y = mx + b$ 와 같은 선형회귀방정식으로 사용되는 선형회귀모델이다. 최소 자승법을 이용하여 주어진 점들의 집합 $L = \{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n\}$ 에서 근사적인 기울기 m 과 y 절편을 결정하여 단순화시키면 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$E = \sum_{i=1}^n [y_i - (m x_i + b)]^2 \quad (3)$$

E 를 m 과 y 에 대하여 미분하고 0에 대한 편도함수로 나타내면 다음과 같다.

$$m = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \left(\sum_{i=1}^n x_i \right) \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2} \quad (4)$$

$$b = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - m \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \right) \quad (5)$$

식 (3)과 같은 선형회귀방정식은 주어진 점(x_i, y_i)과 추정선 사이의 수직거리(즉, y 축과의 오차)에 기초한 것이다.

4. 실험결과 및 고찰

4.1 와이어 방전가공의 실험식 개발

최소자승법을 이용하여 주어진 표면거칠기로부터 최적의 절삭조건 선정에 관한 모델을 개발하기 위하여 실험결과를 이용하였다. 무부하전압, 방전시간, 방전휴지시간, 와이어 장력에 의하여 최적가공조건을 위한 수학적 모델 개발은 주어진 품질기준의 제품을 생산하기 위한 가공변수들을 각각 콤비네이션 함으로 달성할 수 있다. 4개의 가공변수를 가지고 응답변수(ν)는 표면거칠기의 크기를 나타내는 변화함수로서 다음과 같이 나타낸다.

$$y = f(V, T_{on}, T_{off}, W_T) \quad (6)$$

실험적인 수학모델은 일반적으로 2가지로 분류된다.

- (1) 곡선 방정식
- (2) 선형 방정식

이 연구의 목적은 표면거칠기에 가공변수 영향 및 입력과 출력변수와의 상관관계를 연구하기 위하여 수학적 방정식을 개발하고, 개발된 방정식의 적절성을 평가하였다.

Box et al.은 실험 범위 내에 선형관계를 가정하고, 곡선 방정식을 도입하였으며 다음과 같이 나타냈다.

$$y = k(V)^{b_1} (T_{on})^{b_2} (T_{off})^{b_3} (W_T)^{b_4} \quad (7)$$

k 및 b_1, b_2, b_3, b_4 는 상수이다.

먼저 각각 가공변수의 중요성을 평가하고, 가공변수들 사이에 어떤 상호영향이 있는지를 검사하기 위하여 각각 상수에 가공변수 영향을 평가하는 분산분석(ANOVA)을 이용

하였다. 두 번째로 멀티플 상관계수와 Fisher's-ratio의 1% 레벨 모델의 중요성을 분석하기 위하여 이용하였다.

마지막으로 선형방정식은 다음과 같이 나타낸다:

$$y = C + C_1(V) + C_2(T_{on}) + C_3(T_{off}) + C_4(W_T) \quad (8)$$

여기서 C 및 C_1, C_2, C_3, C_4 상수이다.

4.2 직선가공시 표면거칠기 계산식

다중회귀분석 기법을 이용하여 직선가공시 표면거칠기를 예측하고 입력계수와 직선 가공시 표면거칠기 사이의 상호관계를 조사하기 위하여 시편 두께 별(10mm, 30mm, 50mm) 직선방정식과 곡선방정식을 실험결과로부터 개발하였으며, 개발된 방정식들은 다음과 같다.

4.2.1 곡선방정식

10mm :

$$Y_T = \frac{V^{7.596} T_{on}^{1.101}}{10^{5.55} T_{off}^{0.213} W_T^{0.348}} \quad (9)$$

30mm :

$$Y_T = \frac{V^{7.655} T_{on}^{1.126}}{10^{5.203} T_{off}^{0.342} W_T^{0.451}} \quad (10)$$

50mm :

$$Y_T = \frac{V^{7.789} T_{on}^{1.092}}{10^{5.277} T_{off}^{0.346} W_T^{0.458}} \quad (11)$$

4.2.2 직선 방정식

10mm :

$$Y_T = -72.435 + 10.26V + 1.402T_{on} - 0.24T_{off} - 0.00312W_T \quad (12)$$

30mm :

$$Y_T = -63.461 + 9.618V + 1.196T_{on} - 0.361T_{off} - 0.00437W_T \quad (13)$$

50mm :

$$Y_T = -62.747 + 9.612V + 1.211T_{on} - 0.387T_{off} - 0.00489W_T \quad (14)$$

Table 5는 개발된 수학적 모델의 정확성을 점검 및 분석하기 위하여 분산분석을 이용하였으며, 개발한 방정식들의 산출표준오차, 복합상관계수 그리고 결정계수를 보여준다. Table 5로부터 식(9~11)의 복합상관계수는 식(12~14)의 복합상관계수보다 높다는 것을 알 수 있다.

4.3 원형가공시 표면거칠기 계산식

원형가공시 표면거칠기와 입력변수 사이의 상호작용을 연구하기 위하여 다중회귀분석 통계적 방법(6~8)을 이용하였으며, 개발된 방정식은 다음과 같다.

4.3.1 곡선방정식

10mm :

$$Y_T = \frac{V^{6.398} T_{on}^{0.959}}{10^{4.217} T_{off}^{0.292} W_T^{0.327}} \quad (15)$$

30mm :

$$Y_T = \frac{V^{6.28} T_{on}^{0.912}}{10^{4.1} T_{off}^{0.341} W_T^{0.304}} \quad (16)$$

50mm :

$$Y_T = \frac{V^{6.306} T_{on}^{0.954}}{10^{4.016} T_{off}^{0.356} W_T^{0.348}} \quad (17)$$

4.3.2 직선 방정식:

10mm :

$$Y_T = -71.218 + 10.57V + 1.433T_{on} - 0.331T_{off} - 0.00368W_T \quad (18)$$

30mm :

$$Y_T = -65.092 + 10.017V + 1.297T_{on} - 0.397T_{off} - 0.00401W_T \quad (19)$$

50mm :

$$Y_T = -64.434 + 9.966V + 1.377T_{on} - 0.426T_{off} - 0.00455W_T \quad (20)$$

Table. 6에서 식(15~17)의 복합상관계수는 식(18~20)의 복합상관계수보다 높다는 것은 Table 6으로부터 알 수 있다.

4.4 역전파 신경회로망 모델 개발과 예측 분석

Fig. 3은 3개의 층(입력층, 은닉층 그리고 출력층)으로 구성된 역전파(Back-propagation) 신경회로망을 나타내며, 본 연구에서는 많은 초기 실험과 훈련을 통하여 비교·분석하였으며 은닉층 상승시 오차가 크게 변화하지 않았음을 알 수 있었으며, 컴퓨터 처리시간을 생각하여 은닉층의 수를 고려하였다. 입력과 출력 Node는 각각 입력 및 출력변수에 대응한다. 은닉 Node의 숫자는 네트워크의 구조를 결정하며, 역전파 알고리즘은 네트워크와 네트워크 변수의 조정을 통하여 목표값과 네트워크 출력값을 비교하여 편차를 역전파하므로 네트워크 학습에 사용되는데 다음의 목적 함수는 단순화할 수 있으며 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$E = \frac{1}{2} (T - Y)^2 (T - Y) \quad (21)$$

은닉층과 출력층의 전달함수는 시그모이드(Sigmoid)함수, 선형 전달함수 등과 같은 매우 다른 형태로 결정되며,

Table 5 Analysis of variance tests for mathematical models for surface roughness on square

No. of Equation	Standard error of estimate	Coefficient of multiple correlation	Coefficient of determination(%)
9	1.1099	0.995	99.0
10	1.1487	0.991	98.3
11	1.1353	0.993	98.6
12	1.7447	0.988	97.6
13	1.8071	0.985	97.1
14	2.1459	0.980	96.0

Table 6 Analysis of variance tests for mathematical models for surface roughness on circle

No. of Equation	Standard error of estimate	Coefficient of multiple correlation	Coefficient of determination(%)
15	1.1097	0.993	98.6
16	1.1174	0.992	98.4
17	1.1171	0.992	98.4
18	1.5482	0.991	98.2
19	1.7450	0.987	97.5
20	1.9728	0.984	96.8

본 논문에서는 출력층에 대한 은닉층과 선형 함수에 시그모이드를 사용한다. 출력층에 선형 전달 함수를 선택한 것은 출력층에 시그모이드 전달함수를 사용할 때 극대값들의 예측에 대한 불충분한 특성을 극복해 낼 수 있기 때문이다. 본 연구에서 사용된 전달함수는 다음과 같다.

$$y = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (\text{For hidden nodes}) \quad (22)$$

$$y = x \quad (\text{For output nodes}) \quad (23)$$

방정식은 일반적으로 알려진 것과 같은 새로운 입력 데이터 셋에 대응하는 출력 데이터를 삽입하는데 사용된다. 이러한 것을 수행하기 위해 데이터 셋은 훈련과 모델의 확인, 예측의 두 부분으로 분리하였으며. 전자는 개발된 환경에 모델 성능을 추정하는데, 후자는 개발된 모델의 성능을 평가하는데 사용하였다.

개발된 제어를 이용하여 Fig. 3에 나타낸 4개의 가공변수들로부터 정확한 표면거칠기 크기를 예측하도록 신경회로망을 학습시킨다. 신경회로망의 입력으로는 4개의 가공변수들에 관한 정보가 제공되고, 이로부터 신경회로망 예측기는 표면거칠기 크기의 예측값을 계산하게 된다. 예측값이 실제 측정값과 차이가 있으면, 학습법칙에 의해 신경회로망 내부의 매개변수들을 조절하여 오차가 줄어들도록 학습시킨다. 초기에 임의의 가중치와 바이어스값을 주면, 가공변수들에 대해 표면거칠기 크기의 예측값을 계산하여, 이를 목표값과 비교한다. 오차가 줄어들도록 가중치와 바이어스값들 조절은 학습률을 사용하며, 이러한 가중치와 바이어스의 조절과정은 오차가 원하는 범위내로 줄어들거나, 학

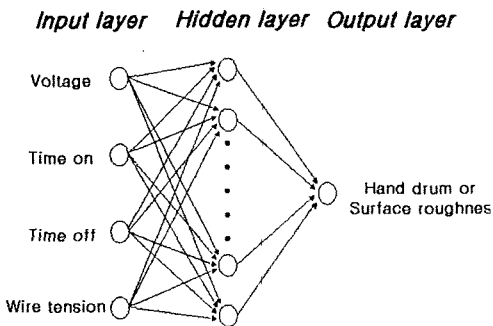


Fig. 3 Block diagram of the training and estimation procedures for residual stresses using a neural network estimator

습반복 횟수가 주어진 횟수에 도달할 때까지 반복되게 한다. 이러한 조절과정이 끝나면, 신경회로망은 최적의 입·출력쌍의 관계를 잘 표현 할 수 있는 가중치들을 얻게되며, 그 후 산출단계에서 새로운 입력들이 주어지면, 학습과정에서 신경회로망 내부에 형성된 입·출력의 연관관계에 적합한 출력값들이 계산되게 된다. 개발된 신경회로망의 알고리즘을 평가하기 위하여 신경회로망을 이용하여 예측한 직선 및 원형 표면거칠기 값과 실험값을 비교 분석하였으며, 신경회로망을 이용하여 예측한 값과 실험 값을 산포 그래프로 Fig. 4~Fig. 9에 나타내었다. Fig. 4~Fig. 9에 따르면 시편 두께가 10mm, 30mm, 50mm 증가시 신경회로망을 이용하여 예측한 값과 실험값이 잘 일치함을 알 수 있었다.

4.5 와이어 방전가공을 위한 최적 모델 선정

와이어 방전가공에서 최적의 가공조건 선정이 가장 중요

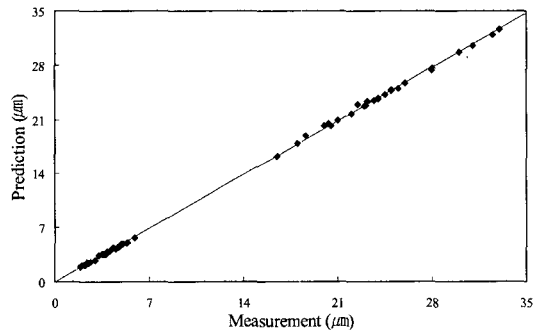


Fig. 4 Comparison of measured and calculated surface roughness square 10mm using neural network

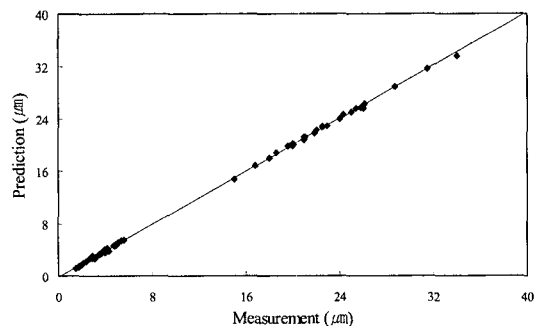


Fig. 5 Comparison of measured and calculated surface roughness square 30mm using neural network

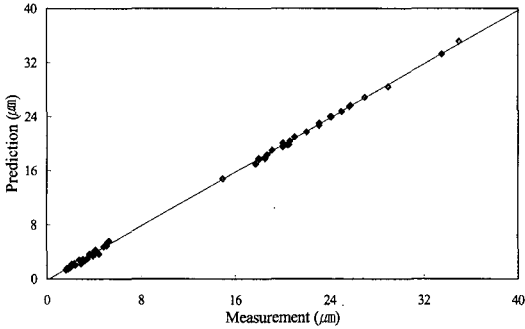


Fig. 6 Comparison of measured and calculated surface roughness square 50mm using neural network

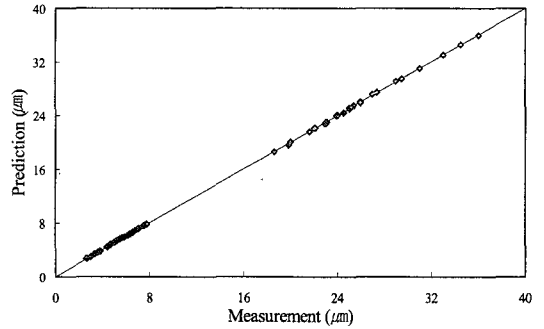


Fig. 8 Comparison of measured and calculated surface roughness circle 30mm using neural network

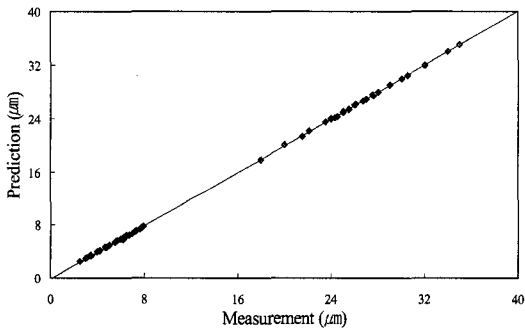


Fig. 7 Comparison of measured and calculated surface roughness circle 10mm using neural network

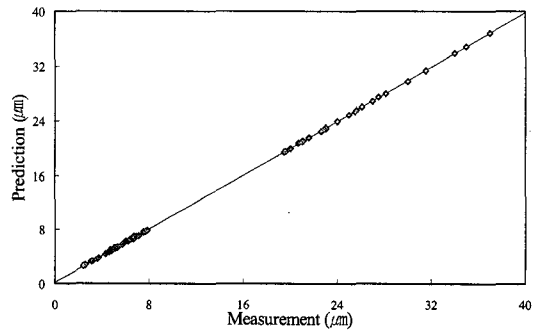


Fig. 9 Comparison of measured and calculated surface roughness circle 50mm using neural network

한 요인이며, 이러한 목표를 달성하기 위해 최적의 수학적 모델 선정이 요구된다. Table 7에서 나타낸 바와 같이 추가적인 실험을 통하여 최적의 수학적 모델을 선정하고자 한다. 먼저 기존의 실험장비를 이용하여 추가적인 실험을 총 8회 실시하였다.

추가적인 실험을 통하여 얻은 실험결과를 이용하여 앞에서 개발한 직선방정식, 곡선방정식, 신경회로망을 이용하여 예측한 값과 실험값을 비교 분석하여 최적의 가공조건을 선정하였다.

직선 및 원형가공시 주어진 표면거칠기에 최적의 가공조건을 선정하기 위하여 앞에서 개발한 직선방정식, 곡선방정식 마지막으로 신경회로망 모델을 이용하여 예측값과 추가적인 실험을 통하여 측정된 실험결과를 비교·분석 Fig. 10~Fig. 15에 나타내었다. Fig. 10~Fig. 12에 보는 것과 같이 실험 1~4에서는 개발된 방정식 비교적 잘 수렴하지

Table 7 Process parameters for additional experiment

No. of Experiment	Voltage	Time on	Time off	Wire tension
1	7	7	10	1100
2	7	7	15	1300
3	7	9	10	1300
4	7	9	15	1100
5	9	7	10	1300
6	9	7	15	1100
7	9	9	10	1100
8	9	9	15	1300

만 실험 5~6에서 신경회로망 모델을 이용하여 예측한 직선 표면거칠기 값이 직선 및 곡선방정식을 이용하여 예측한

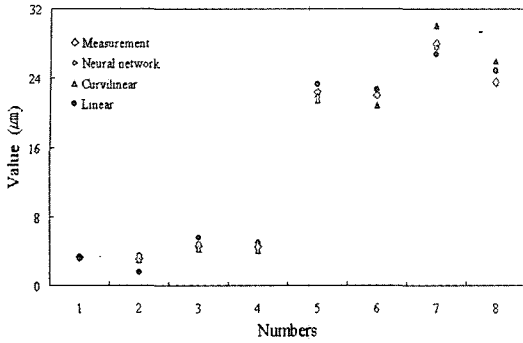


Fig. 10 Comparison of measured and calculation surface roughness square 10mm using neural network and multiple regression method

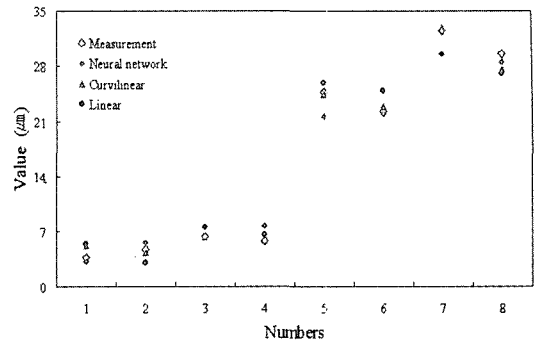


Fig. 13 Comparison of measured and calculation surface roughness circle 10mm using neural network and multiple regression method

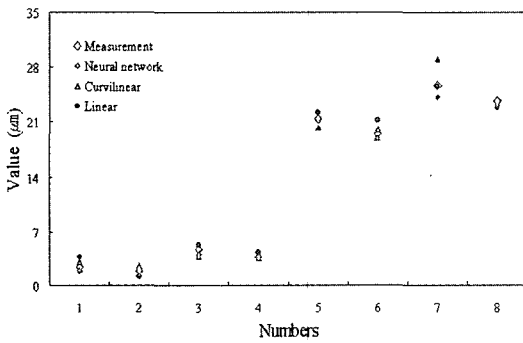


Fig. 11 Comparison of measured and calculation surface roughness square 30mm using neural network and multiple regression method

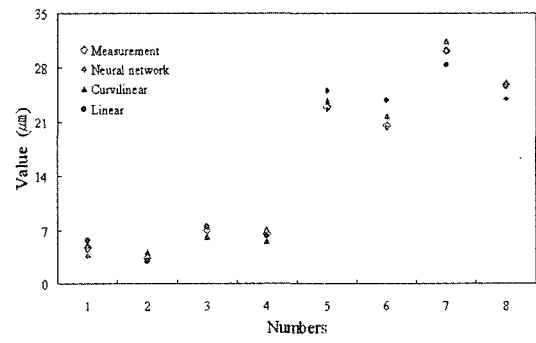


Fig. 14 Comparison of measured and calculation surface roughness circle 30mm using neural network and multiple regression method

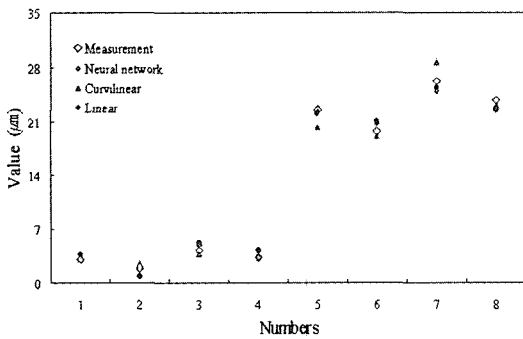


Fig. 12 Comparison of measured and calculation surface roughness square 50mm using neural network and multiple regression method

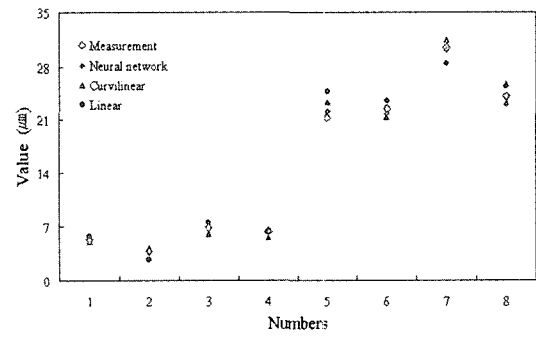


Fig. 15 Comparison of measured and calculation surface roughness circle 50mm using neural network and multiple regression method

값보다 정확함을 알 수 있었다.

Fig. 13~Fig. 15의 최적의 원형 표면거칠기 모델 선정에 따르면 실험 1~4와 8에서는 개발된 모델들로부터 예측값과 실험값이 잘 일치함을 알 수 있었으나, 실험 5~7에서는 직선 및 곡선방정식으로부터 예측한 값과 실험값이 상당한 오차가 존재함을 알 수 있었다. 하지만 신경회로망을 이용하여 예측한 표면거칠기 값이 직선 및 곡선방정식들을 통하여 계산한 데이터를 비교한 결과가 우수함을 Fig. 13~Fig. 15에서 알 수 있었다.

결론적으로 위와 같은 방법에 의하여 검증한 데이터를 가지고 데이터 베이스화 할 경우, 학습된 신경회로망 시스템을 산업현장에 응용하면 와이어 방전가공공정, 가공조건 및 재질의 변화 등을 신속하게 예측하여 표면거칠기를 쉽게 예상할 수 있으므로, 다량의 생산품을 제작할 경우 품질 및 생산성 향상에 기여하고, 작업시간 단축에 큰 도움을 줄 수 있다.

5. 결론

와이어 방전가공기를 이용하여 주어진 가공조건에 따라 합금공구강을 가공하여 표면거칠기를 측정된 데이터를 수학적 방정식으로 비교·검증하고, 신경회로망에 학습시켜 가공조건에 따른 최적 모델을 개발한 결과를 정리하여 요약하면 다음과 같다.

- (1) 최적의 가공조건 선정을 위한 실험결과에 따른 표면거칠기 데이터를 신경회로망에 학습시켜 최적의 가공조건을 예측할 수 있는 알고리즘을 개발하였다.
- (2) 개발한 수학적 방정식으로 얻은 계산값과 실험을 통하여 얻은 원형 및 직선의 표면거칠기 측정값을 비교·분석한 결과 계산값이 측정값에 90% 이상 잘 일치하였다.
- (3) 신경회로망을 이용하여 개발된 시스템의 신뢰성을 평가한 결과 예측값과 측정값이 매우 잘 일치하였다.

참고 문헌

- (1) Liao, Y. S., and Woo, J. C., 1997, "The Effect of Machining Setting on the Behavior of Pulse Trains in the WEDM Process," *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 71, No. 1, pp. 433~439.
- (2) Rajurkar, K. P., 1990, "Technology and Research in EDM and ECM," *ASME Fundamental Issues Mach.*, 43, pp. 309~336.
- (3) Kim, I. S., and Sung, B. S., 2003, "A Study on the Hand Drum Form Predict in the Wire Electric Discharge," *Journal of the Korean Society of Precision Engineering*, Vol. 20, No. 1, pp. 631~636.
- (4) Guo, Z. N., Lee, T. C., Yue, T. M., and Lau, W. S., 1997, "Study on the Machining of WEDM with Ultrasonic Vibration of the Wire," *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 69, pp. 212~221.
- (5) Dekeyser, W., Snoeys, R., and Jennes, M., 1983, "A Thermal Model to Investigate the Wire Rupture Phenomenon for Improving Performance in EDM Wire Cutting," *Journal of Manufacturing Systems*, Vol. No. 2, pp. 179~187.
- (6) Fausett, L., 1994, *Fundamentals of Neural Networks*, Prentice Hall.
- (7) Takagi, H., 1990, "Fusion Technology of Fuzzy Theory and Neural Networks Survey and Future Directions," *Procds. of the Int. Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks*, pp. 13~26.
- (8) Sugeno, M., and Kang, G. T., 1988, "Structure Identification of Fuzzy Model," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 28, pp. 15~33.
- (9) Pedricz, W., 1993, "Numerical and Application Aspects of Fuzzy Relational Equations," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 11, pp. 1~18.