

신경회로망을 이용한 가공조건에 따른 원형가공 표면거칠기 평가

성백섭[†] · 김일수 · 차용훈^{*}

목포대학교 기계선박해양공학부 · *조선대학교 기계공학부
(2001. 11. 15. 접수 / 2002. 3. 13. 채택)

Evaluation of Circle Machining Surface Roughness on the Process Conditions using Neural Network

Back-Sub Sung[†] · Ill-Soo Kim · Yong-Hun Cha^{*}

Department of Mechanical Naval Architectural and Marine Engineering, Mokpo National University

*Department of Mechanical Engineering, Chosun University

(Received November 15, 2001 / Accepted March 13, 2002)

Abstract : The purpose of this study was to present the method to choose the optimization machining condition for the wire electric machine. 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. In this experiment, we changed no-node voltage to 7 and 9, pulse-on-time to 6μs, 8μs and 10μs, pulse-off-time to 8μs, 10μs and 13μs, and experimented on wire tension at room temperature by 1000gf, 1200gf, and 1400gf, respectively.

Key Word : variation of hand drum form, back-propagation, variance technique, standard error of estimate, coefficient of multiple correlation, coefficient of determination

1. 서 론

와이어 방전가공은 동, 황동, 텅스텐 등의 와이어를 전극으로 하고, 공작물을 고정한 테이블을 NC 제어 서보 모터(Servo motor)의 구동에 의하여 2차 원 방향의 이송을 주면서 와이어와 공작물과의 사이에 스파크(spark) 방전을 시키고 동시에 공작물을 요구하는 형상에 따라 가공하는 가공법이다. 이는 난삭성 재료에 대한 가공성이 우수하고 공구로 사용되는 와이어의 직경이 매우 작아 미세한 형상도 정밀하게 가공할 수 있어 자동차산업, 우주항공산업의 부품 가공, 반도체 금형 및 형조방전기용 전극가공에 폭넓게 사용되고 있으며, 앞으로도 점차 적용

범위가 확대될 것으로 기대된다.^{1,2)}

따라서 생산현장에서 금형 소재로 많이 사용되고 있는 합금공구강(STD-11)을 와이어 방전가공기를 이용해서 최적의 가공조건으로 만들어, 원가절감 무인화 등 생산성 향상을 도모하고자 하는 것이다. 원형가공시 얻어진 데이터로 가공시 공차를 최적화하기 위해 수학적 방정식과 신경회로망을 이용하고자 한다.

2. 와이어 방전가공과 표면거칠기

시편의 재료가 다양할 경우 물을 이용한 와이어 방전가공에서는 일반적인 방전가공처럼 단순하지 않고 재료의 특성에 따라 여러 가지 전해작용을 받기 때문에 양자의 가공특성이 완전히 일치할 수 없지만, 이를 와이어 방전가공에 적용할 수 있다.³⁾

[†]To whom correspondence should be addressed.
sbsung@intra.mokpo.ac.kr

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)과 같이 나타낼 수 있다.

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

여기서 $\begin{cases} K_m & : \text{constant} \\ t & : \text{thickness of work} \\ I_p & : \text{peak current of discharge} \\ m & : \text{property constant of specimen} \\ & (\rho \text{ cm}^2 \sigma^{-2}) \end{cases}$

3. 실험

3.1. 시험편제작 및 방법

실험에 사용된 시편은 C(1.5%)-Cr(13%)강인 합금공구강(STD-11)을 밀링 가공하여 열처리를 하였다.

열처리 후 평면 연삭기에 가공한 시편을 Fig. 1과 같이 와이어 방전가공시 열 영향을 받지 않도록 17mm의 간격을 두고, $\phi 12\text{mm}$ 의 원형으로 가공하였다.

가공 실험은 Fig. 2와 같이 와이어 방전가공기 (Korea Fanuc, W-0)를 이용하여 실현하였고, 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 인디케이트를 사용하여 시편 평행도를 측정하면서 고정하였다.

본 실험의 방전가공 조건은 Table 1과 같으며 실온($18 \pm 1^\circ\text{C}$)에서 실험을 하였다. 가공개시 구멍은 밀링 작업 후 시편 형상 중심에 $\phi 4\text{mm}$ 드릴로 가공

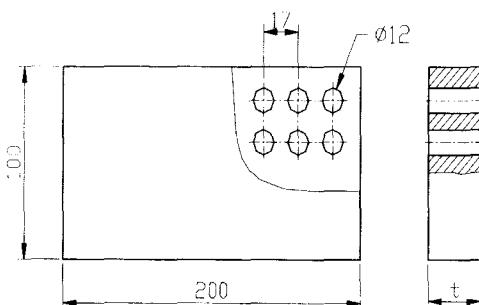


Fig. 1. Detail view of specimen($t=10, 30, 50\text{mm}$)

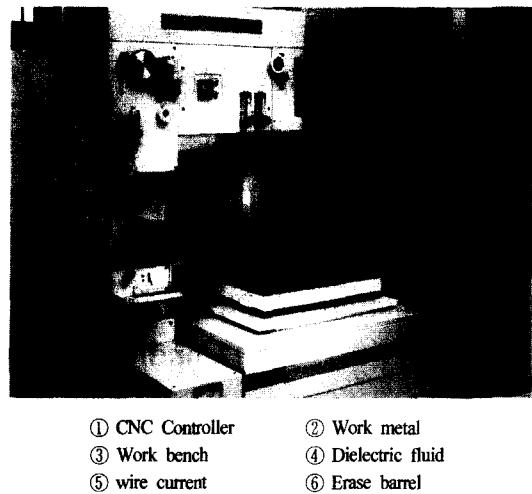


Fig. 2. The configuration of experimental apparatus

Table 1. Process conditions of wire cutting test

No load voltage (100, 120V)	On time (μ sec)	Off time (μ sec)	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			φ 0.25(mm)

하였고, 정확한 데이터를 얻기 위하여 가공 1시간전부터 예열하여 Table 4에 제시한 방전가공 조건들을 와이어가 가공개시 구멍에서부터 가공이 시작되면서 서서히 변화시켜 와이어가 시편 형상을 가공하기 전에 실험조건으로 맞추어 실험을 수행하였다. 또한 와이어의 공급속도, 피크전류 및 테이블의 이송속도는 일정하게 유지시키면서, 가공면 거칠기에 가공조건이 미치는 영향을 실험하였다.

3.2. 와이어 방전가공의 최소자승직선 추정

가장 널리 사용되는 직선 추정(Line estimator) 방법은 $y = mx + b$ 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.

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

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

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

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

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

4. 실험 및 고찰

4.1. 원형가공시 표면거칠기 계산식

원형가공시 표면거칠기를 예측하고 입력계수와 원형 표면거칠기 사이의 상호관계를 조사하기 위하여 시편 두께별(10mm, 30mm, 50mm) 직선방정식과 곡선방정식을 실험결과로부터 개발하였다. 또한 원형가공시 표면거칠기와 입력변수 사이의 상호작용을 연구하기 위하여 최적의 방정식 유도는 디중회귀분석(4~6)같은 통계적 방법을 이용하였으며, 개발된 방정식은 다음과 같다.

(1) 곡선방정식

10mm :

$$Y_T = \frac{V^{6.398}}{10^{4.217}} \frac{T_{on}^{0.959}}{T_{off}^{0.292}} \frac{W_T^{0.327}}{} \quad (6)$$

30mm :

$$Y_T = \frac{V^{6.28}}{10^{4.1}} \frac{T_{on}^{0.912}}{T_{off}^{0.341}} \frac{W_T^{0.304}}{} \quad (7)$$

50mm :

$$Y_T = \frac{V^{6.306}}{10^{4.016}} \frac{T_{on}^{0.954}}{T_{off}^{0.356}} \frac{W_T^{0.348}}{} \quad (8)$$

(2) 직선 방정식:

10mm :

$$Y_T = -71.218 + 10.57V + 1.433T_{on} - 0.331T_{off} - 0.00368W_T \quad (9)$$

30mm :

$$Y_T = -65.092 + 10.017V + 1.297T_{on} - 0.397T_{off} - 0.00401W_T \quad (10)$$

50mm :

$$Y_T = -64.434 + 9.966V + 1.377T_{on} - 0.426T_{off} - 0.00455W_T \quad (11)$$

여기서, $\begin{cases} V : \text{main power supply voltage} \\ T_{on} : \text{pulse-on time} \\ T_{off} : \text{pulse-off time} \\ W_T : \text{wire tension} \end{cases}$

개발된 수학적 모델의 정확성을 비교·분석하기 위하여 분산분석(Variance technique)을 이용하였다. Table 2는 위에서 개발한 방정식들의 산출표준오차(Standard error of estimate), 복합상관계수(Coefficient of multiple correlation) 및 결정계수(Coefficient of determination)를 나타낸다. 식(6)~(8)의 복합상관계수는 식(9)~(11)의 복합상관계수보다 높다는 것은 Table 2

Table 2. 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 (%)
6	1.1097	0.993	98.6
7	1.1174	0.992	98.4
8	1.1171	0.992	98.4
9	1.5482	0.991	98.2
10	1.7450	0.987	97.5
11	1.9728	0.984	96.8

로부터 알 수 있다. Fig. 3~Fig. 8은 실험으로 측정된 값과 이론 식으로부터 계산된 원형 표면거칠기 값을 산포 그래프로 나타내고, 선형회귀 방법을 이용하여 플롯 점들의 최적의 선을 표시하였다.

4.2. 역전파 신경회로망 모델 개발과 예측 분석

Fig. 9는 3개의 층(입력층, 은닉층 그리고 출력층)으로 구성된 역전파(Back-propagation) 신경회로망을 나타내며, 본 연구에서는 많은 초기 실험과 훈련을

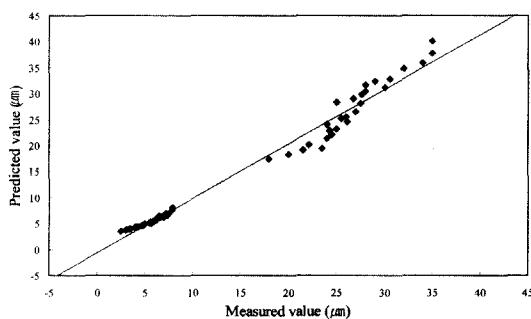


Fig. 3. Comparison of measured and calculated surface roughness on circle 10mm using curvilinear equation

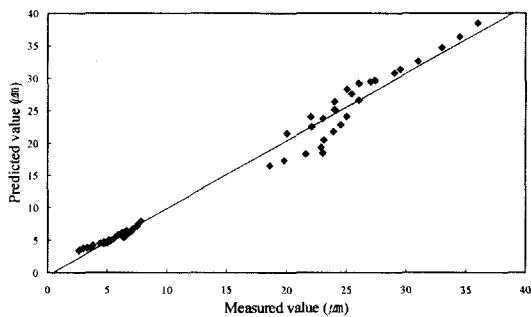


Fig. 4. Comparison of measured and calculated surface roughness on circle 30mm using curvilinear equation

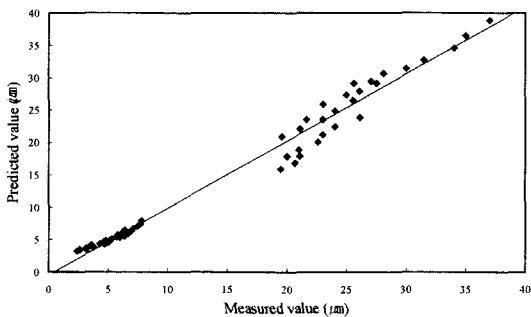


Fig. 5. Comparison of measured and calculated surface roughness on circle 50mm using curvilinear equation

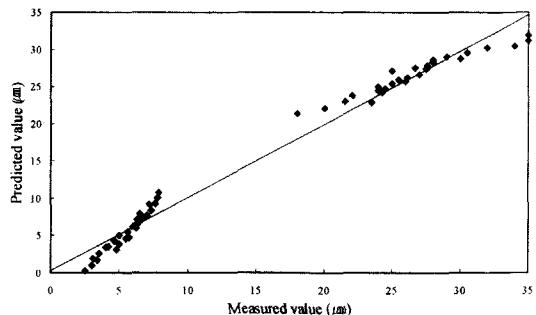


Fig. 6. Comparison of measured and calculated surface roughness on circle 10mm using linear equation

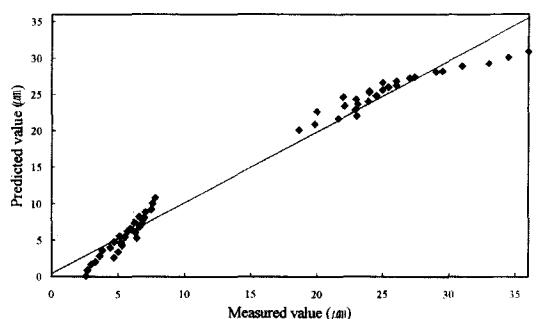


Fig. 7. Comparison of measured and calculated surface roughness on circle 30mm using linear equation

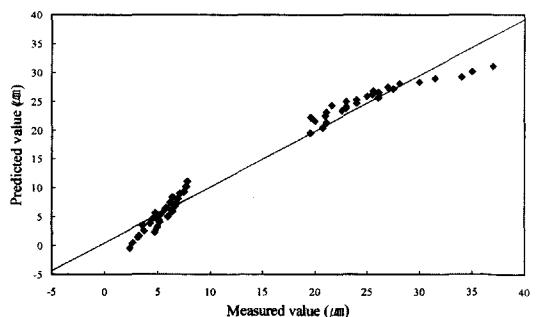


Fig. 8. Comparison of measured and calculated surface roughness on circle 50mm using linear equation

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 같

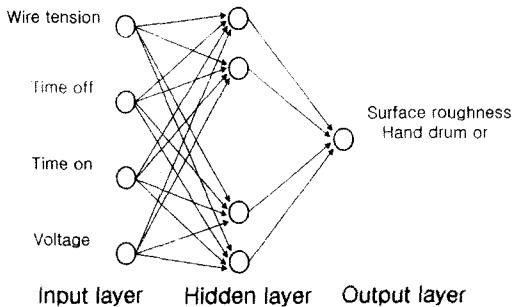


Fig. 9. Block diagram of the training and estimation procedures for residual stresses using a neural network estimator

이 나타낼 수 있다.

$$E = \frac{1}{2} (T - Y)^2 (T - Y) \quad (12)$$

은닉층과 출력층의 전달함수는 시그모이드(Sigmoid)함수, 선형 전달함수 등과 같은 매우 다른 형태로 결정되며, 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 극복해낼 수 있기 때문이다. 본 연구에서 사용된 전달함수는 다음과 같다.

$$y = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \text{ (For hidden nodes)} \quad (13)$$

$$y = x \text{ (For output nodes)} \quad (14)$$

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 제어기를 이용하여 Fig. 9에 나타낸 4개의 가공변수들로부터 정확한 표면거칠기 크기를 예측하도록 신경회로망을 학습시킨다. 신경회로망의 입력으로는 4개의 가공변수들에 관한 정보가 제공되고, 이로부터 신경회로망 예측기는 표면거칠기 크기들의 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 바이어스값을 조절은 학습률을 사용하며, 이러한 가중치와 바이어스의 조절과정은 오차가 원하는 범위이내로 줄어들거나, 학습반복 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.

Fig. 10~Fig. 12는 실험으로부터 얻은 원형가공의 표면거칠기 값과 개발된 시스템의 신뢰성을 평가하고 비교·분석하기 위하여 신경회로망을 이용하여 예측한 값과 실험 값을 산포 그래프에 나타내었다. 그림에서 와이어 방전가공조건의 변화에 따라서 원형 표면거칠기가 변화함을 알 수 있었으며, 특히 측정한 실험결과와 예측값이 잘 일치함을 알 수 있었다.

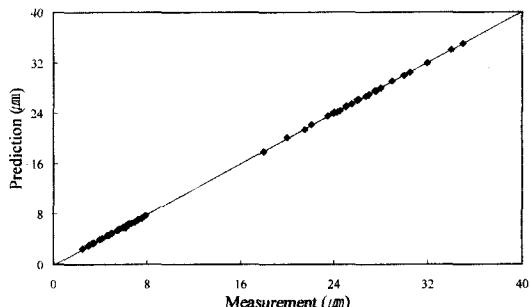


Fig. 10. Comparison of measured and calculated surface roughness circle 10mm using neural network

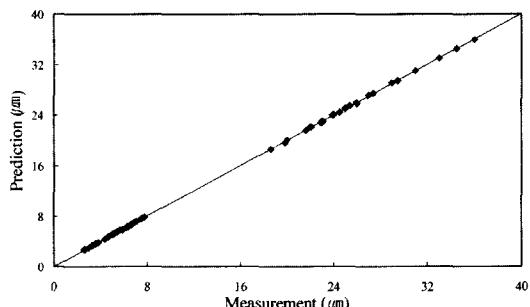


Fig. 11. Comparison of measured and calculated surface roughness circle 30mm using neural network

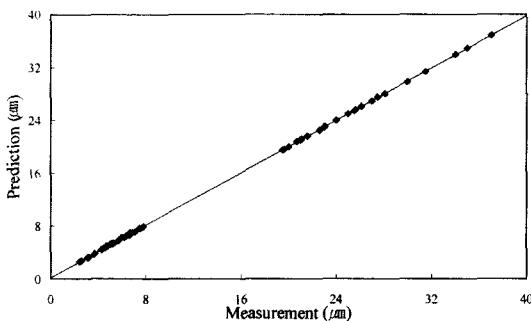


Fig. 12. Comparison of measured and calculated surface roughness circle 50mm using neural network

4.3. 와이어 방전가공을 위한 최적 모델 선정

와이어 방전가공에서 최적의 가공조건 설정이 가장 중요한 요인이며, 이러한 목표를 달성하기 위해 최적의 수학적 모델 설정이 요구된다. 따라서 Table 3에서 나타낸 바와 같이 추가적인 실험을 통하여 최적의 수학적 모델을 설정하고자 한다. 먼저 기존의 실험장비를 이용하여 추가적인 실험을 총 8회 실시한 후 측정한 실험 결과는 Table 4에 나타냈다. 추가적인 실험을 통하여 얻은 실험결과를 이용하여 앞에서 개발한 직선방정식, 곡선방정식, 신경회로망을 이용하여 예측한 값과 실험값을 비교 분석하여 최적의 가공조건을 선정하였다.

Table 3과 Table 4에 나타낸 실험조건과 결과를 이용하여 개발된 모델들(직선방정식, 곡선방정식, 신경회로망)의 정확성 및 신뢰성을 평가하고, 최적의 원형 표면거칠기 모델 선정을 위하여, 신경회로망과 실험식을 이용하여 구한 데이터들과 실험값을 비교·분석한 결과를 Fig. 13~Fig. 15에 나타내었다.

Fig. 13~Fig. 15에 따르면 실험1~4와 8에서는 개

Table 3. 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

Table 4. Data results of the surface roughness in the additional experiment

No.	Surface roughness circle(μm)		
	Thickness		
	10(mm)	30(mm)	50(mm)
1	3.65	4.75	5.37
2	4.69	3.5	3.82
3	6.43	7.01	6.86
4	5.8	6.54	6.34
5	24.78	22.87	21.3
6	22.32	20.45	22.51
7	32.4	30.2	30.4
8	29.54	25.82	24.1

발된 모델들로부터 예측값과 실험값이 잘 일치함을 알 수 있었으나, 실험 5~7에서는 직선 및 곡선방정식으로부터 예측한 값과 실험값이 상당한 오차가 존재함을 알 수 있었다. 그러나 신경회로망을 이용

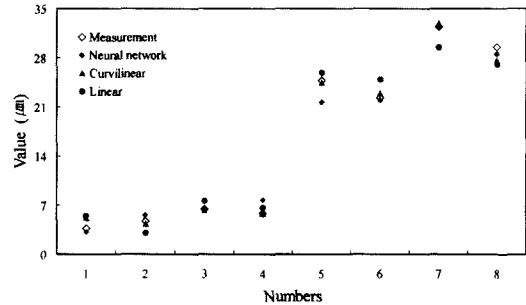


Fig. 13. Comparison of measured and calculation surface roughness circle 10mm using neural network and multiple regression method

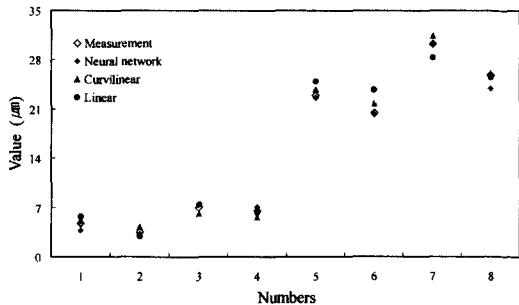


Fig. 14. Comparison of measured and calculation surface roughness circle 30mm using neural network and multiple regression method

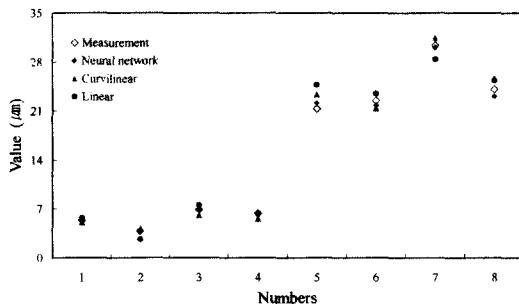


Fig. 15. Comparison of measured and calculation surface roughness circle 50mm using neural network and multiple regression method

하여 예측한 표면거칠기 값이 직선 및 곡선방정식들을 통하여 계산한 데이터를 비교한 결과가 우수함을 Fig. 13~Fig. 15에서 알 수 있었다.

5. 결 론

- 1) 가공조건에 따라 합금공구강을 원형가공하여 표면거칠기를 측정한 데이터를 수학적 방정식으로 비교·검증하고, 신경회로망에 학습시켜 가공조건에 따른 최적 모델을 개발한 결과 최적의 가공조건을 예측할 수 있는 알고리즘을 개발하였다.
- 2) 개발한 수학적 방정식으로 얻은 계산값과 실

험을 통하여 얻은 원형가공 표면거칠기 측정값을 비교·분석한 결과 계산값이 측정값에 90% 이상 잘 일치하였다.

3) 신경회로망을 이용하여 개발된 시스템의 신뢰성을 평가한 결과 예측값과 측정값이 매우 잘 일치하였으며, 개발된 시스템을 와이어 방전가공기에 데이터 베이스화 하면 가공비 절약, 작업공정 및 가공시간의 단축 등 산업현장에서 경제적 효과가 클 것으로 기대된다.

참고문헌

- 1) 柳濟九, “放電加工,” 大光書林, pp. 1~129, 1989.
- 2) 김창호, “放電加工,” 機電研究社, pp. 47~98, 1992.
- 3) 濱藤長男, “ウイヤカット放電加工技術,” 日刊工業新聞社, pp. 1~106, 1983.
- 4) T. Masuzawa, X. Cui, N. Taniguchi, “Improved Jet Flushing EDM,” Annals of the CIRP, Vol. 41, 1992.
5. P. Gu, X. Yan, “Neural Network Approach to the Reconstruction of Freeform Surfaces for Reverse Engineering,” Comput.-Aided Des, Vol. 27, pp. 59-64, 1995.
- 6) T. W Liao, “MLP neural Network Models of CMM Measuring Process,” Journal of Intelligent Manufacturing, pp. 413~425, 7, 1996.