한국정밀공학회지 제20권 제1호 (2003년 1월)
Journal of the Korean Society of Precision Engineering Vol. 20, No. 1, January 2003.

와이어방전가공시 북량현상 예측에 관한 연구

김선진*, 성백섭**

A Study on the Hand Drum Form Predict in the Wire Electric Discharge

Sun-Jin Kim* and Back-Sub Sung**

ABSTRACT

The purpose of this study was to present the method to choose the optimization machining condition for the wire electric discharge 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. 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 Words : Hand drum form(북현상), Back-propagation(역전파), Wire electric discharge machine(와이어방전기)

기호설명

Y_T = linear and curvilinear equation
V = main power supply voltage(V)
T_{off} = pulse-on time(μsec)
T_{on} = pulse-on time(μsec)
W_T = wire tension(gf)

1. 서론

고도의 산업발전과 함께 신소재의 개발도 급진전되고 있다. 특히 가공에서 열처리된 합금공구강이나 고속도강, 초경합금강 등 기계적 성질이 우수한 난삭성 소재를 범용 공작기계로 가공할 경우 경제적, 능률적 측면에서 원하는 결과치를 얻기 어렵기 때문에 방전가공(EDM), 전자빔가공(EBM), 이온빔가공(IBM), 레이저가공(LASER) 등이 많이 이용되고 있다. 이 중 방전가공은 금형산업의 발달과 더불어 난삭성 재료에 대한 가공능률, 고정밀가공, 가공형상의 복잡화 및 미소화의 요구에 따라 기존의 역학적 에너지를 이용한 기계적 가공법을 대체할 수 있는 새로운 가공방법으로 널리 사용되고 있다.[1~4] 그러나, 가공조건을 최적화하기 위해 많은 비용과 시간이 요구되는 가공오차에 대한 적절한 실험을 행할 시 실험을 행하는 것은 비효율적이다.

** 2002년 7월 29일 접수
* 서강정보대학 소방안전관리과
** 국립목포대학교 기계선박해양공학부

따라서 본 연구에서는 북량 실험 데이터를 분석, 활용하여 표면거칠기에 영향을 미치는 가공인자들을 선정하여 가공조건을 최적화하기 위한 합리적인 가공조건을 예측할 수 있는 알고리즘을 개발하고자 한다.

2. 와이어 방전가공의 북현상

북현상은 와이어 방전가공 특유의 현상으로 가공된 펀치(Punch)제품의 중앙부 치수가 작게 되고, 블랭킹(Blanking)제품의 중앙부의 치수가 크게되는 현상으로 진직 정밀도를 악화시킨다. 따라서 금형가공에 있어서 이 북현상은 큰 비중을 차지한다. 그러나 Cr의 탄화물에 의해 경도나 강도가 높고, 열전도율면에서 낮은 경강(합금공구강)이 연강(황동)에 비해 방전 갭이 작아 북현상의 정도가 적다.

북현상은 Fig. 1과 같이 세 가지 원인으로 인하여 발생하는 것으로 발표되었다.[5~8]

a) 와이어지지 상, 하 가이드를 지점으로 하여 와이어 방전가공 중 방전에 의한 반발력 때문에 와이어가 진동함으로 시편의 중심부 진폭이 최대로 된다.

b) 가공 액은 시편의 상, 하부 가이드에서 분출되지만, 시편의 상, 하부와 중앙부에서는 비 저항이 다르다. 시편의 상, 하부에 있어서 비 저항치는 중앙부의 비 저항치 보다 상대적으로 높기 때문에 중앙부 쪽이 방전하기가 쉽게 된다.

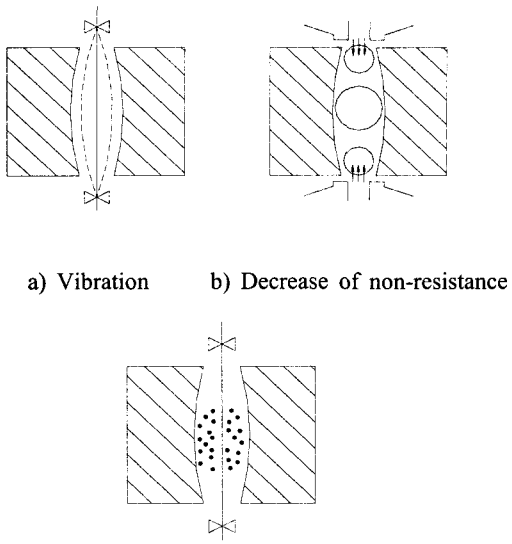
c) 방전가공 진행 중 중앙부분에서 가공 칩에 의한 2차 방전에 의하여 가공이 발생된다.

북현상 원인의 대처방법은 와이어 장력을 강하게 하여 진폭을 극소화하면서 상, 하부 가이드의 거리를 최소화한다. 또한 시편의 상, 하부와 중앙부 사이에 가공 액의 비 저항치가 최소화 되도록 연구가 진행되고 있다.

3. 실험

3.1 시험편

실험에 사용된 시편은 C(1.5%)-Cr(13%)강인 합금공구강(STD-11)을 밀링 가공하여 열처리를 하였다. 실험에 사용된 합금공구강의 화학적 성분을 Table 1에 나타내었다.



a) Vibration b) Decrease of non-resistance

c) The second discharge by chip

Fig. 1 The configurations of hand drum form

열처리 후 평면 연삭기에 가공한 시편을 Fig. 2와 같이 와이어 방전가공시 열 영향을 받지 않도록 5㎜의 간격을 두고, ø12㎜의 원형가공과 12×12㎜의 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. 3과 같이 가공 실험은 와이어 방전가공기(Korea Fanuc, W-0)를 이용하여 실험하였고, 와이어 전극은 ø0.25㎜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.

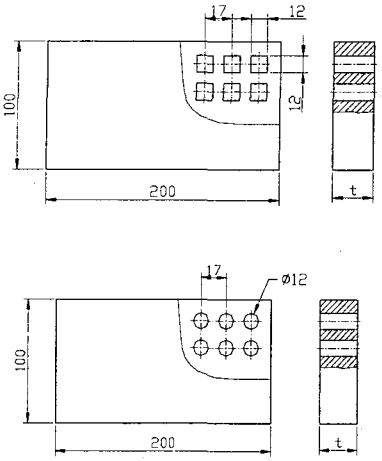


Fig. 2 Detail view of specimen (t = 10, 30, 50㎜)

사용한 ø0.25㎜의 황동 와이어전극의 화학적 성분과 기계적 성질은 Table 2과 Table 3에 나타내었고, 가공액의 비저항치는 2×10㏀·㎝로 설정하고 수온은 20±2℃로 유지하였다.

본 실험의 방전가공 조건은 Table 4와 같으며 실온(18±1℃)에서 실험을 하였다. 가공개시 구멍은 밀링 작업 후 시편 형상 중심에 ø4㎜ 드릴로 가공하였고, 정확한 데이터를 얻기 위하여 가공 1시간 전부터 예열하여 Table 4에 제시한 방전가공 조건들을 와이어가공개시 구멍에서부터 가공이 시작되면 서서히 변화시켜 와이어가 시편 형상을 가공하기 전에 실험조건으로 맞추어 실험을 수행하였다.

Table 2 Chemical compositions of wire electrode

(wt.%)

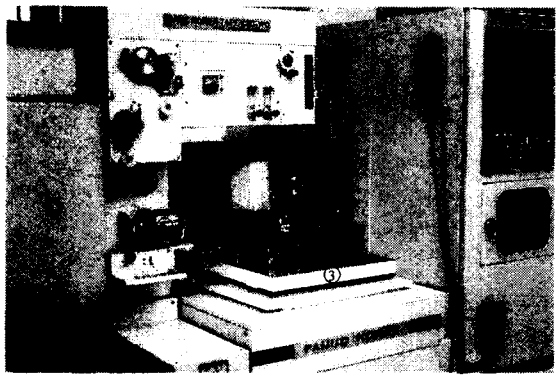
Cu	Zn	Pn	Sn	Fe
63.04	38.86	0.03	0.02	0.03

Table 3 Mechanical properties of wire electrode

Property	Tensile strength (kgf/㎟)	Elongation (%)
Value	100	2

Table 4 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/㎠)	
Diameter of wire		ø0.25(㎜)	



① CNC Controller ② Work metal
③ Work bench ④ Dielectric fluid
⑤ wire current ⑥ Erase Barrel

Fig. 3 The configuration of experimental apparatus

3.2 복량의 측정

본 실험에서 가공한 시편의 북량을 측정하기 위해 3차원 측정기(Carl Zeiss Germany, PRISMO 7. HTG-VAST)를 사용하였다. 그 결과 물체의 표면 위치를 검출하는 기능을 가진 센서가 3차원 공간을

이동하면서 측정점의 좌표를 검출하고 컴퓨터를 통해 나온 데이터로 시편의 형상과 북량을 측정할 수 있었다.

Fig. 4과 같이 시편의 가공 깊이를 A, B, C 구역으로 구분하고 3차원 측정기를 이용하여 (B - A) / 2 에 의해 구해진 값을 북량으로 정의한다.[4~7]

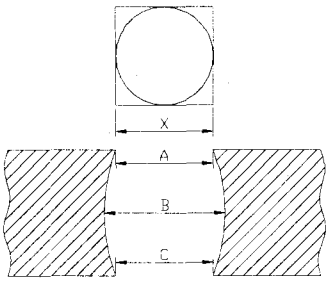


Fig. 4 Section view of square column

4. 실험결과 및 고찰

4.1 직선가공시 북량 계산식

직선 북량을 예측하고 입력계수와 직선 북량 사이의 상호관계를 조사하기 위하여 직선방정식과 곡선방정식을 실험결과로부터 개발하였으며, 직선 북량사이의 상호작용을 연구하기 위하여 시편 두께변화에 따라 최적의 방정식을 유도하였다.

(1) 곡선방정식

10㎜ :

$$Y_T = \frac{10^{0.6}\, V^{2.844}\, T_{off}^{0.149}}{T_{on}^{0.175}\, W_T^{0.616}} \quad (1)$$

30㎜ :

$$Y_T = \frac{10^{0.368}\, V^{2.57}\, T_{off}^{0.228}}{T_{on}^{0.24}\, W_T^{0.424}} \quad (2)$$

50㎜ :

$$Y_T = \frac{10^{0.696}\, V^{2.173}\, T_{off}^{0.307}}{T_{on}^{0.428}\, W_T^{0.356}} \quad (3)$$

(2) 직선 방정식

10㎜ :

$$Y_T = -22.468 + 6.796V - 0.465T_{on} + 0.229T_{off} - 0.00927W_T \quad (4)$$

30㎜ :

$$Y_T = -29.388 + 8.407V - 0.763T_{on} + 0.477T_{off} - 0.00893W_T \quad (5)$$

50㎜ :

$$Y_T = -21.250 + 8.836V - 1.784T_{on} + 0.809T_{off} - 0.00988W_T \quad (6)$$

Table 5는 실험조건을 이용하여 개발된 수학적 모델의 정확성을 점검 및 분석하기 위하여 분산분석을 이용하였으며, Table. 5는 위에서 개발한 방정식(1)~(6)들의 산출표준오차, 복합상관계수 그리고 결정계수를 보여준다.

Table 5 Analysis of variance tests for mathematical models for hand drum on square

No. of Equation	Standard error of estimate	Coefficient of multiple correlation	Coefficient of determination (%)
1	1.1043	0.969	93.9
2	1.0634	0.986	96.9
3	1.0742	0.976	95.3
4	1.7544	0.973	94.7
5	1.2595	0.991	98.2
6	2.2914	0.977	95.5

4.2 원형가공시 북량 계산식

실험결과를 이용하여 원형 북량을 예측하고, 입력계수들과 북량 사이의 상호관계를 조사하기 위하여 직선방정식과 곡선방정식을 실험결과로부터 다중회귀분석(Multiple repression analysis) 같은 기본적인 통계적 방법을 개발하였다.[9~12] 이 분석을 위하여 평균통계 컴퓨터 프로그램 SAS를 이용하였으며, 가공변수에 해당하는 상수들을 얻을 수 있었다.

실험디자인에 이용된 가공변수와 상수를 대입하여 시편 두께변화(10㎜, 30㎜, 50㎜)에 따라서 북량을 계산할 수 있는 곡선 및 직선방정식을 개발하였으며, 그에 대한 식은 다음과 같다.

(1) 곡선방정식

10㎜ :

$$Y_T = \frac{10^{1.358}\, V^{5.867}\, T_{off}^{0.554}}{T_{on}^{1.079}\, W_T^{1.798}} \quad (7)$$

30㎜ :

$$Y_T = \frac{10^{0.227} V^{3.765} T_{off}^{0.531}}{T_{on}^{0.967} W_T^{0.751}} \quad (8)$$

50㎜ :

$$Y_T = \frac{10^{0.706} V^{3.009} T_{off}^{0.69}}{T_{on}^{0.753} W_T^{0.746}} \quad (9)$$

(2) 직선 방정식

10㎜ :

$$Y_T = -15.943 + 4.364V - 0.772T_{on} + 0.228T_{off} - 0.006815W_T \quad (10)$$

30㎜ :

$$Y_T = -17.296 + 4.938V - 1.167T_{on} + 0.426T_{off} - 0.00526W_T \quad (11)$$

50㎜ :

$$Y_T = -16.355 + 5.933V - 1.619T_{on} + 0.906T_{off} - 0.0102W_T \quad (12)$$

개발된 수학적 모델의 정확성을 점검 및 분석하기 위하여 분산분석(Variance technique)을 이용하였으며, Table 6은 위에서 개발한 방정식들의 산출표준오차(Standard error of estimate), 복합상관계수(Coefficient of multiple correlation) 그리고 결정계수(Coefficient of determination)를 나타낸다.

Table 6 Analysis of variance tests for mathematical models for hand drum on circle

No. of Equation	Standard error of estimate	Coefficient of multiple correlation	Coefficient of determination (%)
7	1.3351	0.949	90.1
8	1.2137	0.949	90.0
9	1.1492	0.964	92.9
10	1.0875	0.977	95.5
11	1.2249	0.979	95.9
12	2.3589	0.960	92.1

4.3 역전파 신경회로망 모델 개발과 예측분석

Fig. 5는 3개의 층(입력층, 은닉층 그리고 출력층)으로 구성된 역전파 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.

Fig. 5에 나타낸 4개의 가공변수들로부터 정확한 복량 크기를 예측하도록 신경회로망을 학습시킨다. 신경회로망의 입력으로는 4개의 가공변수들에 관한 정보가 제공되고, 이로부터 신경회로망 예측기는 복량 크기들의 예측값을 계산하게 된다.

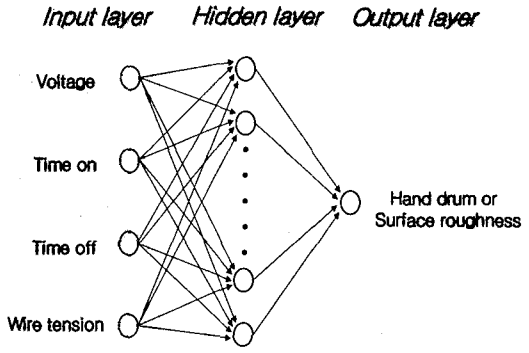


Fig. 5 Block diagram of the training and estimation procedures for residual stresses using a neural network estimator

예측값이 실제 측정값과 차이가 있으면, 학습법칙에 의해 신경회로망 내부의 매개변수들을 조절하여 오차가 줄어들도록 학습시킨다. 초기에 임의의 가중치와 바이어스값을 주면, 가공변수들에 대해 복량 크기의 예측값을 계산하여, 이를 목표값과 비교한다. 오차가 줄어들도록 가중치와 바이어스값들의 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 표현할 수 있는 가중치들을 얻게되며, 그 후 산출단계에서 새로운 입력들이 주어지면, 학습과정에서 신경회로망 내부에 형성된 입·출력의 연관관계에 적합한 출력값들이 계산되게 된다.

다양한 와이어 방전가공조건에서 수행한 실험의 입력변수는 무부하전압, 방전시간, 방전휴지시간, 와이어 장력으로 선정하였고, 출력변수로는 원형가공의 복량을 선정하였다. 앞에서 개발한 신경

회로망 학습 알고리즘을 이용하여 4개의 입력값과 2개의 출력값으로 총 6개 와이어 방전가공 시험편의 데이터를 신경회로망 시스템에 학습시켰다. 예측기의 은닉층은 1층이며, 절점수는 40개로 설정하였다. 또한, 학습률은 0.5, 관성률은 0.7이며, 최대 학습반복횟수는 200,000번으로 하였다. 신경회로망을 이용하여 개발된 시스템의 신뢰성을 평가하고 직선 가공의 북량을 예측하기 위하여 실험결과를 이용하여 이미 학습된 시스템에 적용하여 직선 및 원형가공의 북량 값을 예측하였다. Fig. 6~Fig. 11에 따르면 와이어 방전가공조건의 변화에 따라서 직선 가공 및 원형가공의 북량이 변화함을 알 수 있었으며, 특히 시편 두께변화(10㎜, 30㎜, 50㎜)에 측정한 실험결과와 예측값이 잘 일치함을 알 수 있었다.

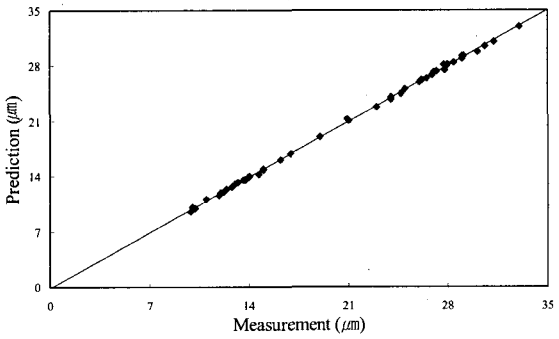


Fig. 6 Comparison of measured and calculated hand drum square 10㎜ using neural network

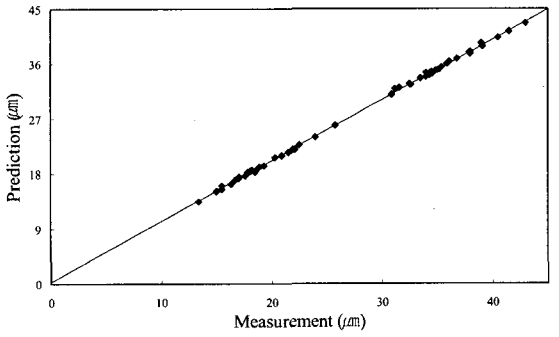


Fig. 7 Comparison of measured and calculated hand drum square 30㎜ using neural network

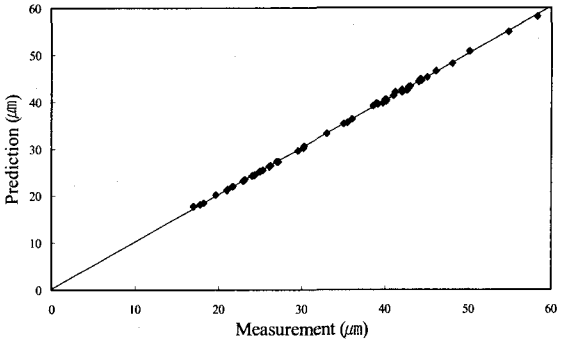


Fig. 8 Comparison of measured and calculated hand drum square 50㎜ using neural network

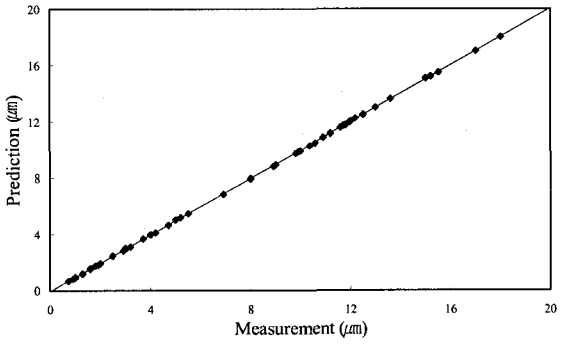


Fig. 9 Comparison of measured and calculated hand drum circle 10㎜ using neural network

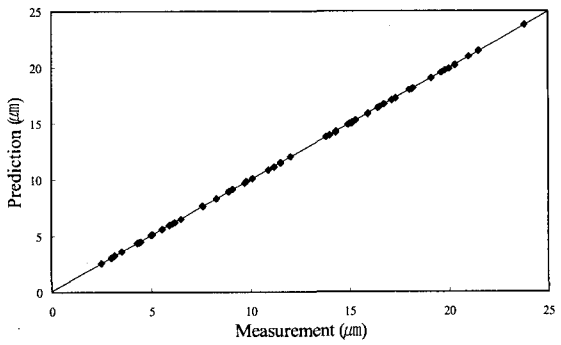


Fig. 10 Comparison of measured and calculated hand drum circle 30㎜ using neural network

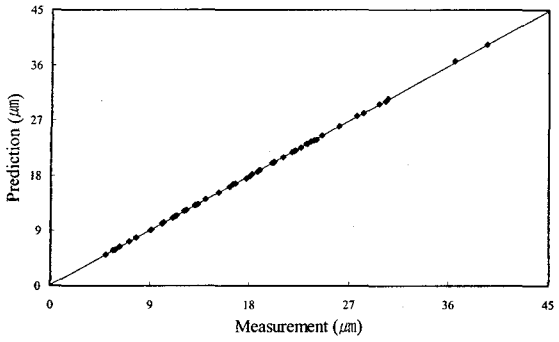


Fig. 11 Comparison of measured and calculated hand drum circle 50㎜ using neural network

4.4 와이어 방전가공을 위한 최적 모델 선정

와이어 방전가공에서 최적의 가공조건 선정이 가장 중요한 요인이며, 이러한 목표를 달성하기 위해 최적의 수학적 모델 선정이 요구된다. 따라서 본 장에서는 Table 7에서 나타낸 바와 같이 추가적인 실험을 통하여 최적의 수학적 모델을 선정하였다. 먼저 기존의 실험장비를 이용하여 추가적인 실험을 총 8회 실시한 후 실험하였다. 추가적인 실험을 통하여 얻은 실험결과를 이용하여 앞에서 개발한 직선방정식, 곡선방정식, 신경회로망을 이용하여 예측한 값과 실험값을 비교 분석하여 최적의 가공조건을 선정하였다.

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

추가적인 실험을 통하여 주어진 직선 및 원형가공시 북량에 대한 최적의 가공조건을 선정하기 위하여 Table 7을 이용하였다. 먼저 Table 7의 조건에 대한 결과치를 이용하여 앞장에서 개발한 직선방정식, 곡선방정식, 마지막으로 신경회로망 모델을 이용하여 예측한 결과 비교 분석하였다.

실험조건에 따라 측정값과 예측값을 시편 두께별(10㎜, 30㎜, 50㎜)로 Fig. 12~Fig. 17에 나타내었다. 신경회로망을 이용하여 예측한 직선 북량 값이 직선 및 곡선방정식들을 통하여 계산한 데이터를 비교한 결과가 우수함을 Fig. 12~Fig. 17에서 알 수 있다.

Fig. 12~Fig. 17에 따르면 실험 1번에서 4번까지는 개발된 모델은 비교적 잘 수렴하지만 실험 5~6에서는 직선 및 곡선 방정식을 이용하여 예측한 값이 상당한 오차가 존재함을 알 수 있었다. 시편 두께변화시 신경회로망 모델을 이용하여 예측한 원형 북량 값이 직선 및 곡선방정식을 이용하여 예측한 값보다 정확함을 알 수 있다.

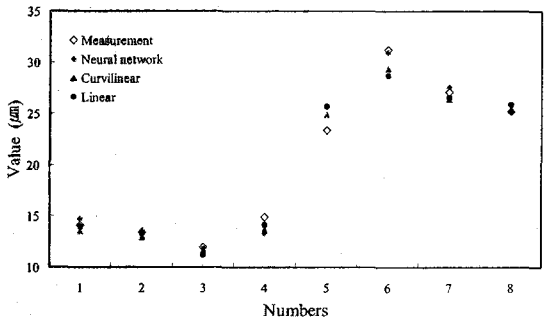


Fig. 12 Comparison of measured and calculation hand drum square 10㎜ using neural network and multiple regression method

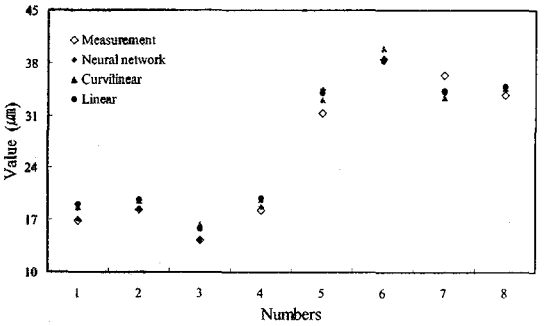


Fig. 13 Comparison of measured and calculation hand drum square 30㎜ using neural network and multiple regression method

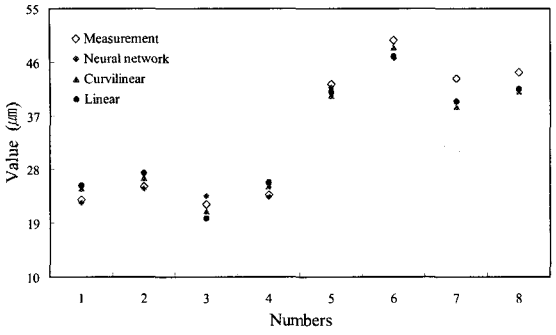


Fig. 14 Comparison of measured and calculation hand drum square 50㎜ using neural network and multiple regression method

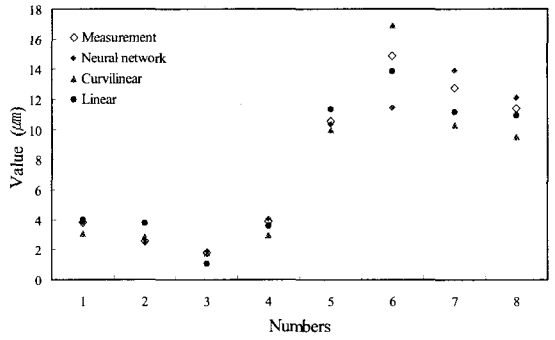


Fig. 15 Comparison of measured and calculation hand drum circle 10㎜ using neural network and multiple regression method

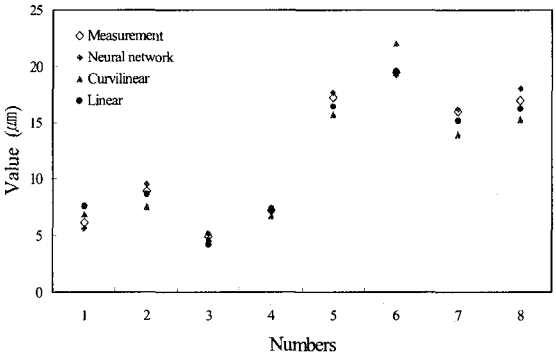


Fig. 16 Comparison of measured and calculation hand drum circle 30㎜ using neural network and multiple regression method

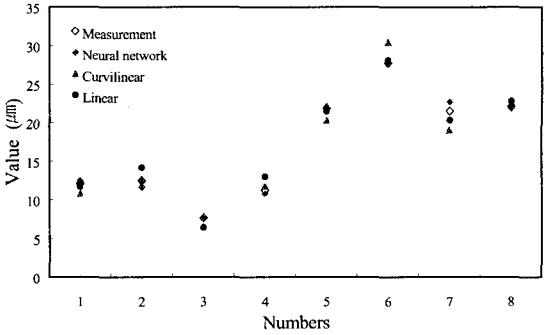


Fig. 17 Comparison of measured and calculation hand drum circle 50㎜ using neural network and multiple regression method

5. 결론

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

1. 최적의 가공조건 선정을 위한 실험결과에 따른 북량 데이터를 신경회로망에 학습시켜 최적의 가공조건을 예측할 수 있는 알고리즘을 개발하였다.

2. 개발한 수학적 방정식으로 얻은 계산값과 실험을 통하여 얻은 원형 및 직선의 북량 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. 林永穎, 特殊加工, 機電研究社, 1990.
2. 濟藤長男, 放電加工の 100%活用法, 技術評論社,

pp. 14-80, 1983.
3. 鳳誠三郎, 放電加工, コロナ 社, pp. 1-120, 1984.
4. 조규재, 전언찬, 김선진, 조상현, 김훈희, "STD-11 Die-hole 와이어 컷 방전가 공시 가공조건에 따른 북현상 고찰," 한국공작기계학회 춘계학술대회 논문집, pp. 567-572, 2000.
5. 김기선, CNC방전가공 및 와이어 컷 가공법, 문운당, pp. 281-370, 1998.
6. 濟藤長男, ウイヤカット放電加工技術, 日刊工業新聞社, pp. 1-106, 1983.
7. D.F Dauw and B.M. Schumacher, "Milestones of Worldwide EDM Research Artivities," Proc, ISEM-9, 250, 1989.
8. 葉石雄一郎, 最 ウイヤカット放電加工技術, 日刊工業新聞社, pp. 129-166, 1997.
9. 조규재, 김선진, "와이어 컷 방전가공조건에 따른 STD-11 Die-hole 가공시 진직 정밀도 고찰," 한국정밀공학회 춘계학술대회 논문집, pp. 739-742, 2000.
10. L. Fausett, "Fundamentals of Neural Networks," Prentice Hall, 1994.
11. H. Takagi, "Fusion Technology of Fuzzy Theory and Neural Networks Survey and Future Directions," Procs. of the Int. Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks, pp. 13-26, 1990.
12. P. Gu and X. Yan, "Neural Nrtwork Approach to the Reconstruction of Freeform Surfaces for Reverse Engineering," Comput.-Aided Des, Vol. 27, pp. 59-64, 1995.