

# 아연도금강판의 저항 점용접에서 인공신경회로망을 이용한 용융부 추정에 관한 연구

박종우\* · 이정우\* · 최용범\* · 장희석\*\*

## Estimation of Nugget Size in Resistance Spot Welding for Galvanized Steel Using an Artificial Neural Networks

J. W. Park\*, J. W. Lee\*, Y. B. Choi\*, and H. S. Chang\*\*

**ABSTRACT:** The resistance spot welding process has been extensively used for joining of sheet metals, which are subject to variation of many process variables. Many qualitative analyses of sampled process variables have been attempted to predict nugget size. In this paper, dynamic resistance and electrode movement signal which is a good indicative of the nugget size was examined by introducing an artificial neural network estimator. An artificial neural feedforward network with back-propagation of error was applied for the estimation of the nugget size. The prediction by the neural network is in good agreement with the actual nugget size for resistance spot welding of galvanized steel. The results are quite promising in that the quantitative estimation of the invisible nugget size can be achieved without conventional destructive testing of welds.

### 1. 서론

저항 점 용접은 1877년 Elihu Thomson에 의해 발명된 용접 공정으로 두개의 금속판을 포개어 전극 사이에 놓고 압력을 가하면서 짧은 시간 내에 수천 암페어의 큰 전류를 흘려 금속판 사이의 접촉 저항을 이용하여 주열(Joule heat)을 발생시켜 용융부가 형성되도록 하는 전기 저항 용접의 일종으로, 용접 시간이 짧고 열 영향부(HAZ)도 작을 뿐 아니라 잔류응력과 변형등이 타 용접 방법보다 원동히 양호하므로 현재 산업현장에서 널리 이용되고있다.

는 용접 전류, 용접 전압, 전극 가압력, 용접 재료의 표면 상태 및 전극의 변형 상태등의 용접 공정 변수들의 순간적인 미세한 변화에도 민감하게 반응하여 용접질이 매우 심하게 변화하므로 동일한 용접조건 하에서도 균일한 용접질을 기대하기는 불가능하다. 그림 1에는 일반적인 저항 점용접 시스템의 간략도와 본 연구에서 사용한 전극의 형상이 도시되어 있다.

저항 점 용접의 경우에는 arc-용접과는 달리 용융부가 용접 시편 사이에 형성되므로 용접질을 평가하는데 있어 가장 커다란 취약점 중의 하나가 신뢰할만한 비파괴검사의 수행이 어렵다는 것이다. 따라서 용접부를 절단하여 용융부의 금속조직을 평가하는 것이 불가피하다. 그러나 이러한 파괴검사 방법은 표본 추출에 국한되기 때문에 한계성이 있는 바 용접도중 측정 가능한 변수들을 이용하여 용접질을 파악하는 기법이 요구되며 많은 진보를 보았다<sup>(1-6)</sup>. 현재까지의 연구에서 대표적인 용접공정변수로 용접도중의 접촉 저항 변화인 동저항과 열팽창에 의한 전극의 움직임인 전극분리현상등이 보고되고 있다. 그림 2에는 본 연구에서 측정한 몇가지 대표적인 동저항 파형과 전극분리신호의 파형이 도시되어 있다.

기존의 regression 방법에 의한 비파괴 용융부 추정 결과<sup>(2-6)</sup>를 종합해보면, 용융부 성장의 거동을 단순한 수학적 모델이나 실험 data에 근거한 경험식 등으로 파악하기에는 용접 공정 변수들이 복잡한 열물리적(thermophysical) 현상을 수반하며 비선형적으로 관련되어 있어 한계성이 있음을 알 수 있다. 따라서 본 연구에서는 최근 비선형 함수관계를 실험적으로 규명하는 분야에서 효과적으로 응용되고 있는 인공신경회로망 이론을 이용하여 아연도금 강판에서의

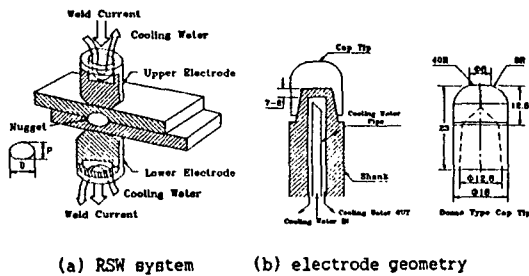
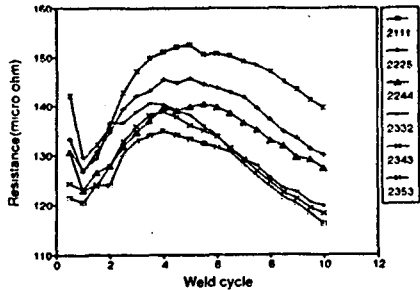


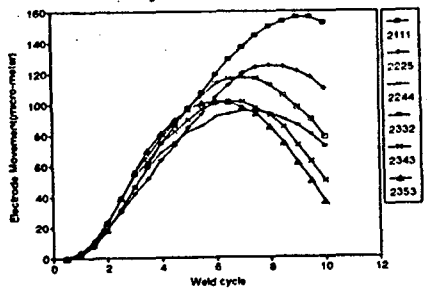
Fig. 1 Schematic diagram of resistance spot welding system and electrode geometry.

일반적으로 용접질 평가의 기준이 되는 것은 전단-인장 강도와 비례하는 용융부의 크기(nugget diameter & penetration)이다. 이러한 용융부의 크기

\* 명지대학교 기계공학과 대학원  
\*\* 명지대학교 기계공학과



(a) dynamic resistance



(b) electrode movement

	2111	2225	2244	2332	2343	2353
force(lbf)	200	250	350	300	350	400
curr. (A)	8.0	8.5	8.5	9.0	9.0	9.0

Fig. 2 Typical RSW process parameters (weldment thickness = 0.8mm)

저항 점용접시 용접질을 평가할 수 있는 기법을 개발하였다. 현재 산업 현장에서 제품의 내식성을 높이기 위해 많이 사용하는 아연도금강판의 경우 냉간압연강판에서는 볼 수 없었던 또다른 용접 특성, 즉 용접이 진행되는 동안 대부분의 저항 변화가 시편의 접촉면이 아닌 전극과 시편의 접촉면에서 발생한다는 것과 시편의 접촉면에서 아연도금피막이 용융되면서 실제 용접모재인 강판의 용융부 성장부위의 구조를 둘러싸는 아연환(zinc annulus)에 의한 분극(shunt)현상, 아연도금피막이 전극 표면에 응착되면서 생성되는 접촉면적 증가에 따른 전류밀도 감소현상, 그리고 용융된 아연의 전극표면에서의 pitting과 erosion에 의한 전극 수명 감소등의 특성을 가지고 있기 때문에<sup>110)</sup> 냉간압연강판의 저항 점용접에 적용된 수치적 regression 방법만으로는 아연도금강판의 용접질을 추정하기 어렵다.

본 연구에서는 인공신경회로망을 냉간압연강판의 용융부 추정에 적용한 기존의 연구<sup>6,9)</sup>를 바탕으로 아연도금강판의 저항 점용접으로 확장하여 대표적인 용접 공정변수인 동저항신호 및 전극분리신호와 용접질 사이의 비선형 함수관계를 mapping 하여 용접질을 추정하였다.

## 2. 인공신경회로망을 이용한 용융부 크기의 추정

인공신경회로망(artificial neural networks) 이론은 생체의 신경조직(biological nerve system)을 단순화 시킨 모델에 기초를 두며 서로 연결된 많은 수의 기초 연산자(elementary processor)들로 이루어져 있다. 이러한 기초연산자들은 단지 간단한 계산능력만 가지고 있으나 서로 유기적으로 연결되어 있으므로 입력신호(input)와 출력신호(output) 사이의 복잡한 함수관계(mapping)를 연산작용에 의하여 구현시킬

수 있다. 특히 이 함수관계가 심한 비선형 특성을 가질 때 효과적으로 본 인공신경회로망 이론을 적용할 수 있는 것으로 알려져 있다<sup>111)</sup>. 본 연구에서 사용된 인공신경회로망(artificial neural networks)은 보통 범용으로 널리 사용되는 semi-linear feedforward back-propagation method<sup>111)</sup>로서 실제 용접공정에서 실시간 추정이 불가능한 용융부의 크기를, 용접도중 측정된 용접변수들을 입력패턴으로하여 추정해내는 추정기법이다.

인공신경회로망의 구성은 크게 학습단계(learning or training stage)와 생산단계(production stage)로 나뉘어 진다. 학습단계(learning stage)에서는 일련의 입력력 패턴이 공급되고 주어진 입력패턴으로 출력패턴이 추정된 후 실제 주어진 출력패턴과의 오차에 따라 인공신경회로망의 가중치(weight)가 training algorithm에 따라 조절되며 학습이 계속된다. 오차가 허용범위내에 들어오면 학습이 종료되고 인공신경회로는 현재의 입력력사이의 가중치를 기억한다. 생산단계(production stage)에서는 위에서 기억된 가중치를 이용하여 유입되는 입력패턴으로부터 출력패턴이 계산(추정)된다. 본 연구에서는 학습단계에서 실험을 통해서 얻어진 전극분리신호와 동저항을 입력 패턴으로 하고, 각 경우에 해당하는 용융부의 크기를 시편 파괴검사로 측정하여 이를 출력 패턴으로 한 인공신경회로망이 반복적으로 이들 사이의 관계를 오차가 줄어드는 방향으로 mapping해 나간다(그림3). 이렇게 학습단계가 끝나면 인공신경회로망의 각 절점(node)에는 고유의 가중치가 최종적으로 결정되며, 이는 PC의 기억장치에 기억된다. 생산단계에서는 실제 용접공정에서 모니터링 되는 각 신호를 PC로 입력 받아, 앞서 구성된 인공신경회로망에 신호파형을 입력 패턴으로 입력시킴으로써 용융부의 크기가 순간적으로 추정되는 실시간 추정이 이루어진다. 본 연구에서는 학습단계에서 오차가 줄어드는 방향으로 반복학습이 가능한 인공신경회로망의 피드백 학습 알고리즘인 generalized delta rule<sup>111)</sup>을 사용하였다.

인공신경회로는 층(layer)내에 배열된 수많은 절점들로 구성되며, 입출력층의 절점을 제외하고는 모든 절점으로서의 입력은 전단계(prior layer) 절점에서의 출력의 가중합(weighted sum)이며, 각각의 절점은 각각의 입력에 대하여 활성화 함수(activation function)와 절점의 기저값(bias)에 민감하게 변화하며 동작한다. j 층의 어떤 절점에 유입되는 순 입력(net input)은

$$net_j = \sum W_{ji} O_i \quad (1)$$

여기서  $W_{ji}$ 는 i 층과 j 층 사이의 가중치이다(i 층은 j 층의 prior layer). j 절점에서의 출력은

$$O_j = f(net_j) \quad (2)$$

여기서 f는 활성화 함수이다. 본 연구에서 사용된 활성화 함수는 sigmoidal function<sup>111)</sup>이다.

학습단계에서는 용접도중 측정된 전극분리신호파형 또는 동저항신호파형인 입력 패턴 벡터,  $\{i_{\mu}\}$ 가 주어질때 인공신경회로는 모든 연결고리(link)내의 가중치(weight)와 threshold를 조절하여 시편 파괴검사를 통하여 얻어진 target output 벡터,  $\{t_{\mu}\}$ 에 가까워 지도록 학습이 시행된다. 용접도중 샘플링된 전극분리신호값인 입력 패턴 벡터와 가중치에 의해 추정된 용융부 크기인 output,  $\{O_{\mu}\}$ 는 실제의 용융부를 파괴검사하여 측정된 용융부의 크기인 target output,  $\{t_{\mu}\}$ 와 같지 않음으로 각각의 pattern마다 다음의 오차가 정의될 수 있다.

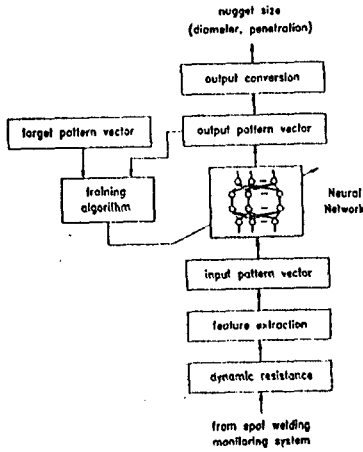


Fig. 3 Block diagram of artificial neural network estimator for nugget size.

$$E = \frac{1}{2P} \sum_p \sum_n (t_{pk} - o_{pk})^2 \quad (3)$$

여기서 N은 출력 패턴의 수이고, P는 입/출력 패턴 쌍에 대한 전체 시스템의 평균오차이다.

학습 알고리즘으로서 Generalized Delta Rule<sup>(11)</sup>은 각 패턴별 학습에서의 오차,  $E_p$ 가 가장 신속히 감소되도록 가중치 증가량  $\Delta W_{kj}$ 를 변화시키는데 수렴성을 보장하기 위해 보통 다음과 같이 학습률  $\eta$ 를 도입하여  $\delta_k$ 를 정의하면

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} \quad (4)$$

$$\Delta W_{kj} = \eta \delta_k o_j \quad (5)$$

각각의 패턴에서 (5)식으로 가중치 증가량이 계산되면 전 패턴에 대한 가중치 증가량은 이들의 총합으로 계산되며 반복학습을 수행해 나갈때 (5)식의 학습률  $\eta$ 가 크면 학습이 신속히 이루어 지나 진동(oscillation)을 수반하게 되므로 이를 방지하고자 감성률  $\alpha$ 를 도입하면

$$\Delta W_{kj}(n+1) = \eta (\delta_j o_j) + \alpha \Delta W_{kj}(n) \quad (6)$$

여기서 n은 반복계산회수를 의미한다. 반복계산이 시행될때마다 (6)식에 의하여 다음단계의 가중치가 계산되고 이를 이용하여 출력패턴이 feedforward 방식으로 계산된다. 학습데이터의 실제 출력패턴과 가중치에 의해 계산된 출력의 차이에 따라 가중치가 수정되며 위의 과정을 반복 하다 전체적인 시스템 오차가 허용범위내에 들면 학습단계가 종료되고 현재의 인-출력 패턴의 transfer (mapping) characteristics인 가중치들이 인공신경회로에 저장된다.

이상의 과정을 거치서 학습단계가 종료되면 인공신경회로에 저장된 가중치에 전극분리신호의 파형을 통과시킴으로써 응용부를 실시간 추정하는 생산단계의 운용이 가능해 진다. 즉, PC의 기억장치에 기억되어 있는 인공신경회로망에 실제 용접공정에서 모니터링되는 전극분리신호를 PC에서 패턴으로 입력받아 용접이 끝난 직후에 응용부의 크기를 추정 할 수 있다.

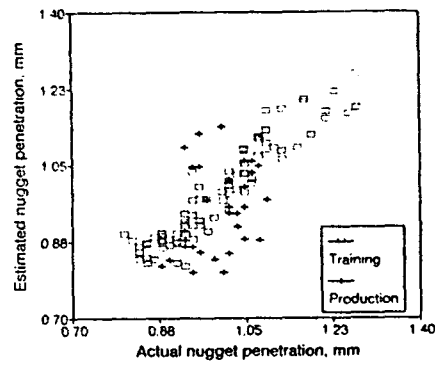
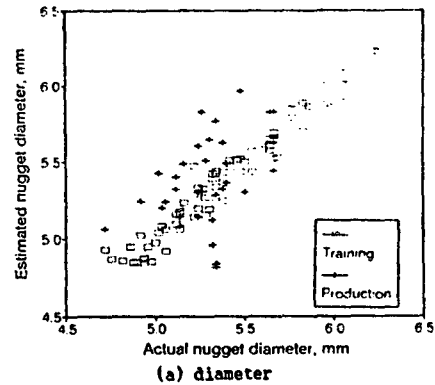


Fig. 4 Actual v.s. estimated nugget size. (dynamic resistance pattern)

### 3. 실험

#### 3.1.1 용접 시스템

본 시험에서 사용한 용접기는 (주)신성용접기의 최대 용량이 50kVA인 공압 작동식 AOS-50을 사용하였다. 이 용접기에는 가압력을 조절할 수 있는 밸브와 gage가 부착되어 있어 전극 가압력을 조절할 수 있으며, 용접 수행 스케줄은 동사의 VT-100 TIMER로 초기 가압시간, 용접 시간, 용접 전류, 유지시간등을 설정하였다. 전극의 재질로는 여러가지 금속과 광범위한 용접 조건에서 사용되어지는 RMA Group A Class II에 해당하는 Cu-Cr(99.2%-0.8%)인 봉용 dome type (type E)으로 가공하였다(그림1-b). 이는 상용의 truncated cone type 전극에서의 이연도급피막에 의한 불완전한 용접상태를 개선하기 위함이다.

#### 3.1.2 등저항 측정 장치

등저항은 전극 양단의 전위차를 용접 전류로 나눔으로써 얻을 수 있었다. 용접전압은 직접 voltage pick-up 단자를 사용하였으나, 용접전류의 경우에는 electrode 주위에 ring 모양의 toroid를 설치하여 유도되는 electro motive force를 이용하여 간접적으로 측정한다. 이들 용접 전류와 전극 양단의 전위차는 Miyach Technos사의 모델 MM-326B Weld Checker를 통하여 측정하여 이를 A/D converter를 통하여 PC로 전송한다.

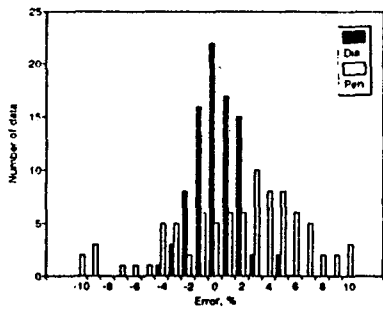
#### 3.1.3 전극분리 신호 측정 장치

용접진 평가의 중요한 파라미터중의 하나인 전극분리 신호는 용접시편의 열팽창, 응용부의 확산에 의한 소성 변형등의 결과로 나타난다. 이를 측정하기 위해 시 Ono Sokki사의 비 접촉형의 VS-021 gap sensor를 사용하였으며, 얻어진 전극 분리 신호는 Instruments

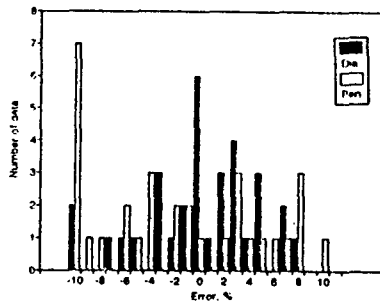
Division사의 모델 2310의 Signal conditioning amplifier를 통하여 증폭한 후 30Hz low pass filtering을 한 후 동지항과 마찬가지로 A/D converter를 통하여 PC로 측정하였다.

### 3.1.4 용융부의 측정

용융부의 측정은 전통적인 metal microscope를 사용하는 방법에서 탈피하여 CCD camera와 image processing board를 사용하여 etching이 완료된 시편을 한개씩 기준자를 붙여 image data로 받아 측정한다. 여기서 CCD camera는 SONY사 제품을 사용하였고 image processing board는 Data Translation사의 것을 사용하였다.



(a) training phase



(b) production phase

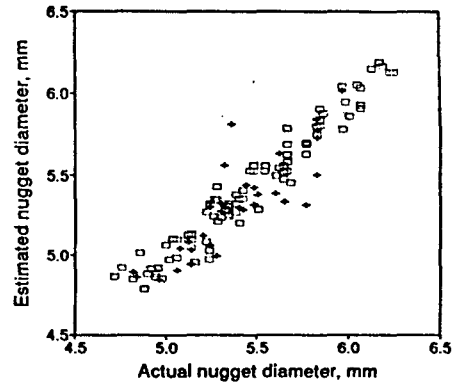
Fig. 5 Error distribution of training and production phase

## 3.2 실험 내용 및 방법

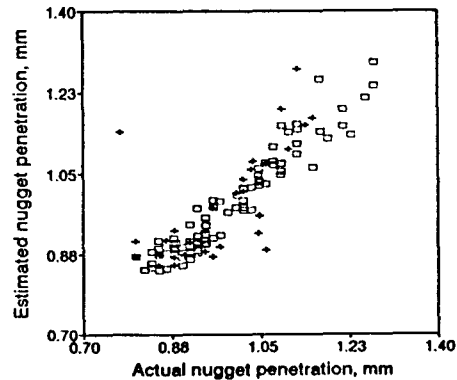
### 3.2.1 실험 1

용접질 측정의 핵심 파라메터인 용융부 직경(diameter)과 용융두께(penetration)를 측정하기 위하여 절단기로 용융부를 절단하고, mounting한 후 사포(#600~#1200)를 이용하여 절단면을 polishing한 다음, 에탄알콜( $C_2H_5OH$ )과 질산( $HNO_3$ )을 95대 5의 비율로 혼합한 5% Nital 용액으로 수초간 etching하면

시편의 금속 조직별 부식 정도의 차이에 의해 식별 가능해진 용융부를 CCD camera와 image processing board를 사용하여 PC에서 용융부 직경과 두께를 측정한다.



(a) diameter



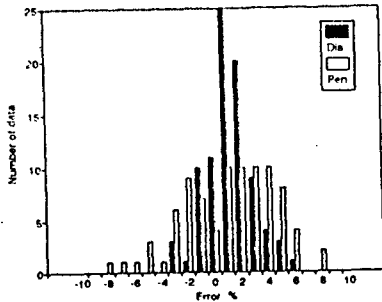
(b) penetration

Fig. 6 Actual v.s. estimated nugget size. (electrode movement pattern)

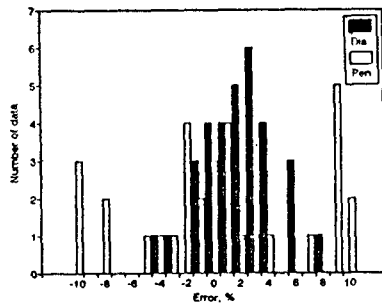
### 3.2.2 실험 2

용접 시편은 용융 아연도금강판(도금량  $60g/m^2$ ) 1.0mm와 0.8mm, 고장력Zn, Fe 합금 전기도금 강판(도금량  $20g/m^2$ ) 0.75mm의 세가지 종류를 사용하였고, 전극 가압력은 1.0mm의 경우 250~400kgf까지 50kgf씩 변화시켰으며, 0.8mm와 0.75mm 두께의 시편의 경우에는 200~350kgf까지 역시 50kgf씩 변화시키며 용접하였다. 용접 전류는 1.0mm의 경우 8500~11,500amp, 0.8mm와 0.75mm인 경우 7500~10,500amp까지 각 1,000amp씩 변화시켜가며 실험을 수행하였다.

이상과같은 실험을 통하여 얻어진 동지항이나 전극 분리 신호 파형을 입력 패턴으로 하고, 실측된 용융부 크기를 출력 패턴으로 입력하여 학습 알고리즘을 통하여 학습시킨 후 오차가 허용치 이내로 수렴하면 그때의 가중치를 기억시키고 학습단계를 종료한다. 생산단계에서는 인공신경회로망을 통하여 학습하던 용접 조건의 범위 내에서 아연도금 강판을 지향 접합하여 이 때 감지된 파라메터를 입력 패턴으로 하여 형성된 용융부의 크기를 추정한다. 본 연구에서는 100쌍의 입-출력 패턴이 사용되었고 생산단계의 추정에는 32개의 입력패턴이 사용되었다.



(a) training phase



(b) production phase

Fig. 7 Error distribution of training and production phase

#### 4. 결과

본 연구는 신경회로망을 이용한 아연도금 강판의 저항 점용접시 발생할 수 있는 광범위한 조건하에서 용융부 추정 시스템의 설계 방법을 제시하였다. 전극분리신호 파형과 동지향 파형을 입력 패턴으로 한 용융부 추정 결과가 그림 4 에서 그림 7까지 도시되어 있다. 그림 4와 6에는 각각 동지향 신호와 전극분리신호의 파형을 입력 패턴으로 하여 용융부 크기를 추정한 결과가 도시되어 있다. 이들 그림을 관찰해 보면 학습시킨 결과는 용융부의 직경과 두께 모두가 대각선 방향으로 폭이 좁게 분포하므로 양호한 상관관계가 존재함을 알 수 있다. 그러나 추정결과를 살펴 보면 전극분리파형의 경우 용융부의 직경과 두께 모두가 양호한 반면, 동지향 파형으로 추정한 결과는 그다지 양호하지 않음을 알 수 있다. 따라서 본 추정기법은 전극분리파형을 입력패턴으로 하였을 때가 동지향 파형을 입력패턴으로 하였을 때보다 좋은 결과를 얻을 수 있음을 알 수 있다. 그림 5와 7에는 학습과 생산단계에서의 오차분포도가 도시되어 있다. 이들 두 그림을 관찰해 보면, 용융부 직경의 경우 대부분의 추정오차가  $\pm 5\%$ 이내에 분포하며 이는 현재 용접관련 계측시스템에서  $\pm 5\%$ 이내의 오차를 타당성 있다고 보는 추세에 비추어 만족스러운 결과라 여겨진다.

#### 5. 결론

본 연구에서는 인공신경회로망을 이용하여 저항 점용접의 용접진 추정시스템을 구성하였으며, 이를 효과적으로 운영하기 위하여 인공신경회로망 추정기에 가해지는 입력신호를 여러가지 방법을 사용하여 변화를 주었으며 각각의 결과를 평가하여 실제 용접도중 측정 가능한 전극분리파와 동지향 파형으로 용융부의 크기를 효과적으로 비파괴 추정하는 파형인식 기법을 제시하였다. 따라서 본 연구의 결과를 현장에서 응용한다면 제품의 신뢰도 증가에 큰 역할을 할 것으로 기대된다.

#### 참고문헌

1. GEDEON S.A., SORENSEN C.D., ULRISH K.T., and EAGAR T.W., 1987, "Measurement of Dynamic Electrical and Mechanical Properties of Resistance Spot Welds", Welding Journal, Dec., pp.378-385.
2. WOOD R.T., BAUER L.W., BEDARD J.F., BERNSTEIN B.M., CZECHOWSKI J., D'ANDREA M.M., and HOGLE R.A., 1985, "A Closed Loop Control System for Three-Phase Resistance Spot Welding", Welding Journal, Dec., pp.26-30.
3. GOULD J.E., 1987, "An Examination of Nugget Development During Spot Welding, Using Both Experimental and Analytical Technique", Welding Journal, January, pp.1s-10s.
4. Chang H.S. and Cho H.S., 1987, "Estimation and Control of the Weld Nugget Size in Resistance Spot Welding Process", Sensors for Manufacturing, PED-Vol.26, American Society of Mechanical Engineers, Book No. G00405, New York, pp.215-227.
5. WALLER D.N. and KNOWLSON P.M., 1965, "Electrode Separation Applied to Quality Control in Resistance Welding", Welding Journal, April, pp.168s-174s.
6. The Welding Institute, 1977, "Resistance Welding Control and Monitoring", Cambridge.
7. CHANG H.S., CHO Y.J., CHOI S.G. and CHO H.S., 1989, "A Proportional Integral Controller for Resistance Spot Welding using Nugget Expansion", ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, Vol.111, No.2, June, pp.332-336.
8. 최용범, 이정우, 박종우, 장희석, 1992, "저항 점용접에서 신경회로망을 이용한 용융부 크기의 예측에 관한 연구", 대한 기계학회 춘계 학술대회, pp.346-349
9. Lim T.G., Cho H.S., and Chang H.S., 1991, "Estimation of Nugget Size in Resistance Spot Welding Using a Neural Networks", American Welding Society, 1991, Annual Meeting, Detroit.
10. Howe P., and Kelley S.C., 1988, "Coating Weight Effect on the Electroplated Sheet Steels", Welding Journal, Dec., pp271s-280s
11. Pao, Yoh-Han, 1989, "Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks", Addison-Wesley Publishing Company, Inc., N.Y.