

저항 점용접에서 비파괴 용접질 검사를 위한 인공신경회로망의 응용기법과 회귀법과의 비교

최용범^{*} · 김상필^{*} · 홍태민^{*} · 이준희^{*} · 장희석^{**}

Nondestructive Spot Weld Quality Monitoring by an Artificial Neural Networks in Comparison with Regression Method

Y. B. Choi^{*}, S. P. Kim^{*}, T. M. Hong^{*}, J. H. Lee^{*} and H. S. Chang^{**}

ABSTRACT: Many qualitative analyses of sampled process variables have been attempted to predict nugget size in resistance spot welding process. 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 feedforward network with back-propagation of error was applied for the estimation of the nugget size. To assess the advantage of this method, results have been compared with conventional regression method.

1. 서론

저항 점용접은 두개의 금속판을 포개어 전극 사이에 놓고 압력을 가하면서 짧은 시간 내에 수천 암페어의 큰 전류를 흘려 이들사이의 접촉 저항에 의한 주울열 (Joule heat)을 발생시켜 용융부가 형성되도록 하는 전기 저항 용접의 일종으로, 용접 시간이 짧고 열 영향부 (HAZ)도 작을 뿐 아니라 잔류응력과 변형에 의한 영향 등이 양호하므로 현재 산업현장에서 널리 이용되고 있다. 그림 1에는 일반적인 저항 점용접 시스템의 간략도와 본 연구에서 사용한 전극의 형상이 도시되어 있다.

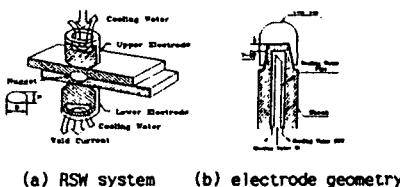
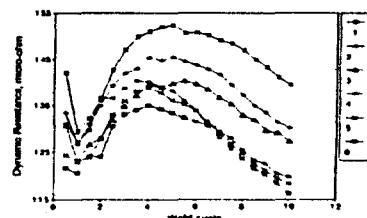


Fig. 1 Schematic diagram of resistance spot welding system and electrode geometry.

일반적으로 용접점 평가의 기준이 되는 것은 전단-인장 강도와 비례하는 용융부의 크기(nugget diameter & penetration)이다. 이러한 용융부의 크기는 용접 전류, 용접 전압, 전극의 압력, 용접 재료의 표면 상태 및 전극의 변형 상태등의 용접 공정 변수들의 순간적인 미세한 변화에도 민감하게 반응하여 용접점이 매우 심하게 변화하므로 동일한 용접조건 하에서도 균일한 용접점을 기대하기가 어렵다.

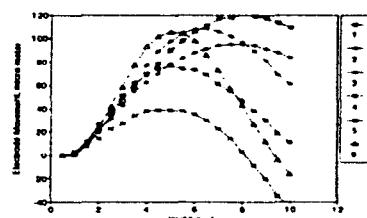
저항 점용접의 경우에는 arc-용접과는 달리 용융부가 용접 시면 사이에 형성되므로 용접점을 평가하는데 있어 가장 커다란 취약점 중의 하나가 신뢰할만한 비파괴검사의 수행이 어렵다는 것이다. 따라서 용접부를 절단하여 용융부의 금속조직을 평가하는 것이 불가피하나 이는 표본추출에 국한된 한계성이 있으므로 용접도중 측정 가능한 변수들을 이용하여 용접점을 파악하는 기법이 요구되어 왔으며, 이에대한 연구는 많은진보를 보

았다. 현재까지 대표적인 용접공정변수로 용접도중의 접촉저항 변화인 동저항과 열팽창에 의한 전극의 움직임인 전극분리현상등이 보고되고 있다^[1-4]. 그럼 2에는 본 연구에서 측정한 몇가지 대표적인 동저항 파형과 전극분리신호의 파형이 도시되어 있다.



	1	2	3	4	5	6
force (kgf)	200	250	350	300	350	400
curr. (mA)	7.5	8.5	8.5	9.5	9.5	9.5

(a) dynamic resistance



	1	2	3	4	5	6
force (kgf)	200	250	350	300	350	400
curr. (mA)	8.0	8.5	8.5	9.0	9.0	9.0

(b) electrode movement

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

* 명지대학교 대학원 기계공학과

** 명지대학교 기계공학과

기존의 연구에서는 이러한 공정변수들의 융접공정중 변화와 용융부 크기사이의 관계를 regression 방법에 의하여 근사식을 만들고 용융부를 추정하였으나 그 결과 [2-4]를 종합해보면, 용융부 성장의 거리를 단순한 수학적 모델이나 실험 data에 근거한 경험식 등으로 파악하기에는 용접 공정 변수들이 복잡한 열물리적 (thermophysical) 현상을 수반하여 비선형적으로 관련되어 있어 한계성이 있음을 알 수 있다. 따라서 본 연구에서는 최근 비선형 함수관계를 실험적으로 규명하는 분야에서 효과적으로 용융되고 있는 인공신경회로망 이론을 이용하여 저항 절울접의 용융부를 추정하고 이를 현재까지 주로 사용되어 왔던 회귀법과 비교하여 인공신경회로망을 적용한 융접질 추정 시스템의 우수성을 밝힌다.

2. 회귀법을 이용한 추정과 인공신경회로망을 이용한 용융부 크기의 추정

회귀법(regression method)은 여러쌍의 input vector와 이에 대한 output vector가 주어질 때 이들 사이의 관계를 근사적으로 표현하는 다항식의 계수(coefficients)를 polynomial fitting하여 구하는 방법이다. 본 연구에서는 용접설계를 통하여 얻어진 대표적인 용접공정변수인 동자향 신호와 전극분리신호, 그리고 이때의 실측된 용융부 크기를 이용하여 다항식을 구성하고 이렇게 구하여진 다항식에 실제 용접도중 얻어지는 용접공정변수의 측정값을 대입하여 이에 대한 다항식의 결과를 용융부의 크기로 추정한다. 회귀법에서 근사다항식을 fitting하는 과정은 용접도중 공정변수를 시간에 대한 변화율이나 첨정구간 내에서의 변화폭등으로 그 특징을 추출하고 이를 실측된 용융부 크기와 조합하여 가상의 관계식을 만든다. 그러면 각 항에는 미정의 계수가 존재하게 되는데 이를 계수는 실험을 통하여 얻어진 input/output vector를 사용하여 이들을 연립하여 구한다. 본 연구에서는 전극분리신호 및 동자향과 용융부 크기와의 관계를 다음과 같은 근사 다항식으로 나타내었다.

$$(Dia) \text{ or } (Pen) = C_1 S_{max}^2 + C_2 S_1^2 + C_3 S_2^2 + C_4 S_{max} S_1 + C_5 S_{max} S_2 + \\ + C_6 S_1 S_2 + C_7 S_{max} + C_8 S_1 + C_9 S_2 + C_{10} \quad (1)$$

$$(Dia) \text{ or } (Pen) = C_1 \Delta R_1^2 + C_2 \Delta R_2^2 + C_3 \Delta R_1 \Delta R_2 + C_4 \Delta R_1 + C_5 \Delta R_2 + C_6 \quad (2)$$

이에 반하여 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 연상작용에 의하여 구현시킬 수 있다. 특히 이 함수관계가 심한 비선형 특성을 가질 때 효과적으로 본 인공신경회로망 이론을 적용할 수 있는 것으로 알려져 있다^[7]. 본 연구에서 사용된 인공신경회로망(*artificial neural networks*)은 보통 범용으로 네이버 사용되는 피드포워드 백 학습 알고리즘으로 semi-linear feedforward back-propagation method인 generalized delta rule^[7]을 사용하였으며 다음과 같이 정의된다.

$$\Delta W_j(n+1) = \eta (\delta_j \circ_i) + \alpha \Delta W_j(n) \quad (3)$$

여기서 n 은 반복계산의 수를 의미하며 반복계산이 시행될 때마다 다음 단계의 가중치가 계산되고 이를 이용하여 출력 피드백이 feedforward 방식으로 계산된다. 학습 데이터의 실제 출력 피드백과 가중치에 의해 계산된 출력의 차이에 따라 가중치가 수정되며 위의 과정을 반복. 하다 전체적인 시스템 오차가 허용 범위 내에 들면 학습 단계가 중료되고 현재의 일-출력 피드백의 transfer (mapping) characteristics인 가중치들이 인공신경회로에 저장된다. 그럼 3에는 본 연구에서 사용한 인공신경회로망의 운용에 대한 간략도가 도시되어 있다.

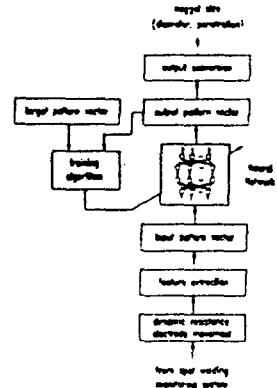


Fig. 3 Block diagram of artificial neural network estimator for nugget size.

(3)식에 의한 반복계산으로 학습단계가 종료되면 인공신경회로에 저장된 가중치에 융접도중 셀풀팅한 공정변수의 과정을 통과시킴으로 융융부를 실시간 추정하는 생산단계의 윤용이 가능해 진다. 즉, 실제 융접공정에서 모니터링 되는 융접공정변수를 PC에서 폐인으로 입력 받아 융접이 끝난 직후 융융부의 크기를 추정 할 수 있다.

3. 시험

3.1.1 움직임 시스템

본 실험에서 사용한 용접기는 (주)신성용접기의 최대 용량이 50kVA인 공압 작동식 AOS-50을 사용하였다. 전극의 제조자는 RWMA Group A의 Class II에 해당하는 Cu-Cr(99.2%-0.8%)봉을 dome type (type E)으로 가공하였다(그림1-b). 이는 아연도금과 막에 의한 불완전한 용접상태를 보상하기 위함이다.

3.1.2 동저항 측정 장치

동 저항은 옴(Ohm)법칙($R=V/I$)을 이용하여 전극 양단의 전위차를 풍선 전류로 나눈으로서 얻을 수 있다. 이는 Miyach사의 모델 MM-326B Weld Checker를 통하여 측정되는 용접전류와 전압을 사용하여 구한다.

3. 1. 3 전극분리 신호 측정 장치

Ono Sokki사의 비 접촉형의 VS-021 gap sensor

사용하여 용접도중 전국의 움직임을 측정한다.

3.1.4 용용부의 측정

용융부의 측정은 기존의 metal microscope를 사용하

는 방법에서 탈피하여 SONY의 XC-711 CCD camera 및 Data Translation의 DT-2871을 사용하여 etching이 완료된 시편을 image data로 받아 측정한다.

3.2 실험 내용 및 방법

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

용융부 직경과 두께를 측정하기 위하여 절단기로 용융부를 절단하고, mounting을 한 후 사포(#600~#1200)를 이용하여 절단면을 polishing한다음, 에틸알콜($\text{C}_2\text{H}_5\text{OH}$)과 질산(HNO_3)을 95대 5의 비율로 혼합한 5% Nitral 용액으로 수초간 etching하여, 시편의 금속 조직별 부식 정도의 차이에 의해 식별 가능해진 용융부를 CCD camera와 영상처리장치를 사용하여 직경과 두께를 측정한다.

이상과같은 실험을 통하여 얻어진 동저항이나 전극분리 신호 파형을 입력 패턴으로 하고, 실측된 용융부 크기를 출력 패턴으로 입력하여 학습 알고리즘을 수행하고, 생산단계에서 용접도중 감지된 파라메터를 입력 패턴으로 하여 형성된 용융부의 크기를 추정한다. 본 연구에서는 100쌍의 입력·출력 패턴이 사용되었고 생산단계의 추정에는 32개의 입력패턴이 사용되었다. 한편 같은 데이터를 사용하여 회귀법을 이용한 용융부 추정을 행한다.

4. 결과

다음의 그림 4에서 그림 7의 결과는 동저항파형을 입력신호로 하여 구성한 인공신경회로망과 이때의 회귀법 추정을 비교한 것이다.

그림 8에서 그림 11의 결과는 전극분리신호를 사용한 경우이다.

5. 결론

위의 결과에서 볼 수 있듯이 회귀법은 본 실험에서와 같은 광범위한 용접조건에서의 추정에는 무리가 있음을 알 수 있다. 한편 인공신경회로망의 경우 용융부 직경의 추정에서 오차 5% 이내의 양호한 결과를 보이므로 향후 용접원 추정 및 평가 시스템에 널리 적용될 수 있으리라 기대한다.

참고문헌

- 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.
- 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.
- GOULD J.E., 1987, "An Examination of Nugget Development During Spot Welding Using Both Experimental and Analytical Technique", Welding Journal, January, pp. 1-10.
- 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. 최용범, 이정우, 박종우, 장희석, 1992, "저항 절용점에서 신경회로망을 이용한 용융부 크기의 예측에 관한 연구", 대한 기계학회 추계 학술대회, pp. 346-349

6. 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.

7. Pao, Yoh-Han, 1989, "Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks", Addison-Wesley Publishing Company, Inc., N.Y.

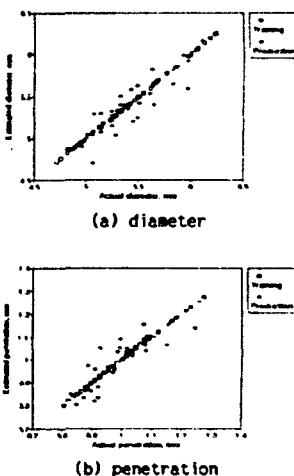


Fig. 4 Actual v.s. estimated nugget size.
(dynamic resistance)

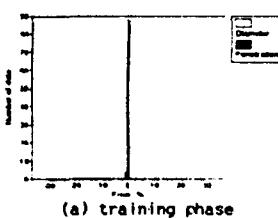
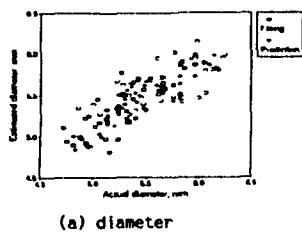
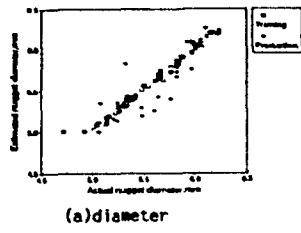


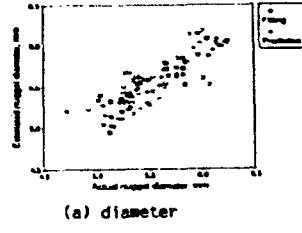
Fig. 5 Error distribution of training and production phase



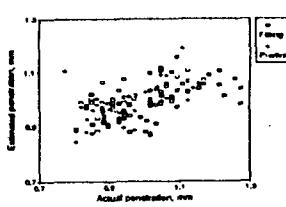
(a) diameter



(a)diameter

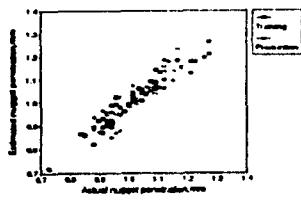


(a) diameter



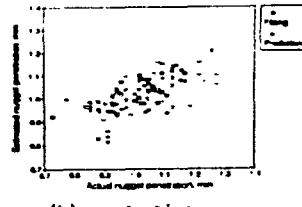
(b) penetration

Fig. 6 Actual v.s. estimated nugget size.
(by regression method)



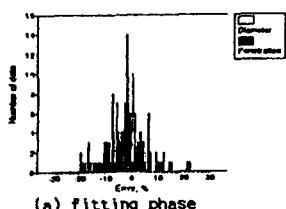
(b) penetration

Fig. 8 Actual v.s. estimated nugget size.
(electrode movement)

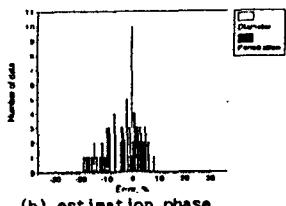


(b) penetration

Fig. 10 Actual v.s. estimated nugget size.
(by regression method)

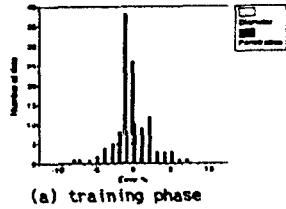


(a) fitting phase

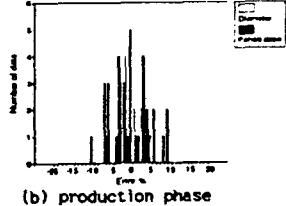


(b) estimation phase

Fig. 7 Error distribution of fitting and estimation phase

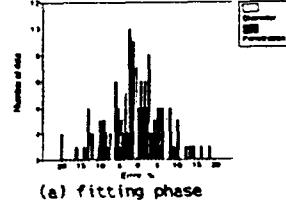


(a) training phase

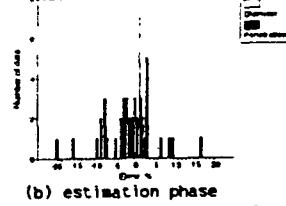


(b) production phase

Fig. 9 Error distribution of training and production phase

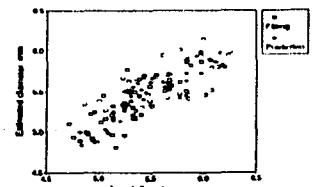


(a) fitting phase

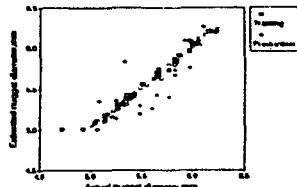


(b) estimation phase

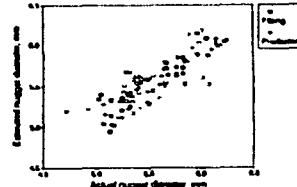
Fig. 11 Error distribution of fitting and estimation phase



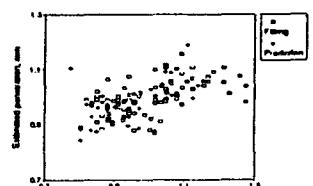
(a) diameter



(a)diameter

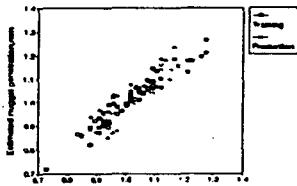


(a) diameter



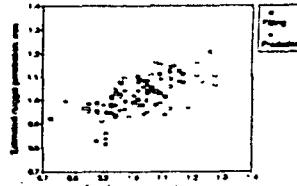
(b) penetration

Fig. 6 Actual v.s. estimated nugget size.
(by regression method)



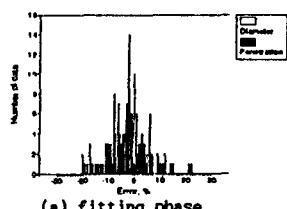
(b) penetration

Fig. 8 Actual v.s. estimated nugget size.
(electrode movement)

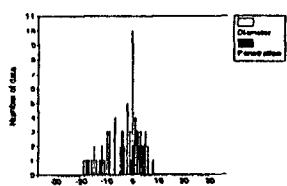


(b) penetration

Fig. 10 Actual v.s. estimated nugget size.
(by regression method)

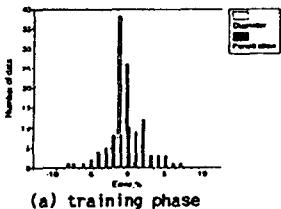


(a) fitting phase

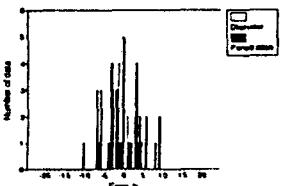


(b) estimation phase

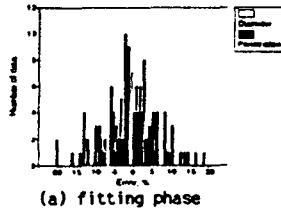
Fig. 7 Error distribution of fitting and estimation phase



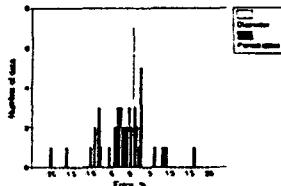
(a) training phase



(b) production phase
Fig. 9 Error distribution of training and production phase



(a) fitting phase



(b) estimation phase

Fig. 11 Error distribution of fitting and estimation phase