

신경회로망을 이용한 스폳용접의 개선된 감시 시스템의 개발

홍 수 동, 김 상 희, 임 재 권, 최 한 고
금오공과대학교 전자공학과, 전자제어공학과

A Development of Advanced Monitoring System for Resistance Spot Welding Machine using Neural Networks

Su-Dong Hong, Sang-Hee Kim, Jae-Kwon Eem, Han-Go Choi
Dep. of Electronics, Kumoh Nat. Univ. of tech.

Abstract – This paper presents the new method of a nondestructive spot welding state inspection system using neural networks. The learning process of neural networks makes the inspection system to adapt the variable welding parameters. The inspecting process is working with on-line real-time after off-line learning process. This neural network based inspection system shows reliable results through the field test for variations of applied voltages, currents, and contact area of the welding electrode.

60[Hz]의 파형을 가지며, 최대전압은 약 10[V] 이내이며, 용접시간은 용접기의 조정에 따라 수 msec부터 수백 msec 동안 전압이 인가된다.

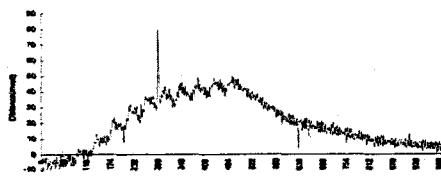


그림 1. 전형적인 전극팽창파형

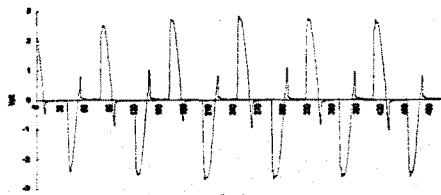


그림 2. 전형적인 용접전압파형

2.2 데이터 수집 시스템의 하드웨어 구성

그림 3은 전극팽창파형과 전압파형을 추출하기 위한 하드웨어 구조를 보여주고 있다. 전극팽창파형 측정은 반사형 거리측정 광센서에 의하여 용접봉 사이의 간격의 변화를 시간에 따라 측정하였다. 본 연구에서는 비접촉식의 초정밀 광센서를 이용하여 간격의 변화만을 측정하기 때문에 기준 간격에 대한 사전 정보 없이 측정이 가능하다.

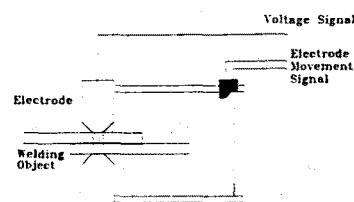


그림 3. 두가지 파형추출 하드웨어

2.3 특성 패턴의 추출

전극팽창파형은 많은 잡음을 보이고 있으므로 이를 제거하기 위해 median필터와 moving average 필터를 사용하여 신호의 잡음을 제거하였다. 전극 팽창파형은 신경회로망을 이용하여 실시간으로 처리하기에는 많은 양의 데이터이기 때문에 샘플링 시간을 용접 주파수의 한 파장에 대응하는 60[Hz]로 선택하였다. 또한 수축과정을 확인하기 전체 데이터를 읽는 시간은 용접 시간의 두 배로 조정하였다. 그림 4(a)는 표준 전극팽창파형이다. 전압파형의 경우는 실제로 용접에 직접 영향을 주는 데이터는 각 정현파형의 최대 그리고 최소 전압이기 때문에 최대/최소 전압의 절대값을 추출하여 사용하였다. 전압파형은 그림 4(b)에 나타내었다.

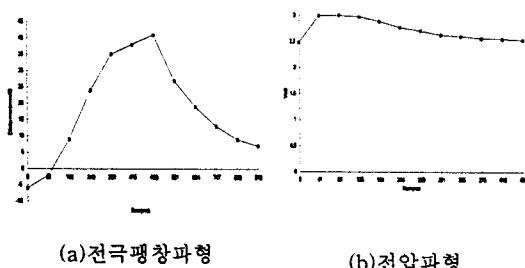


그림 4. 특성추출된 파형

3. 신경회로망을 이용한 검사시스템

용접기의 기종, 조정, 그리고 용접재질에 따라 전극팽창파형과 전압파형의 값들은 변하기 때문에 정량적인 데이터는 구할 수 없으므로 본 연구에서는 학습을 통하여 다양한 조건에 적응할 수 있는 신경회로망을 사용하였다. 용접상태 검사시스템은 두 개의 신경회로망을 이용하였다. 첫 번째는 전극 팽창파형의 패턴을 분류하기 위한 것이며, 두 번째는 용접전압파형의 패턴을 분류하기 위한 것이다. 신경회로망의 구성은 입력층에 각 파형의 데이터 개수와 같은 수의 입력 노드를 설정하였으며, 은닉 층은 입력의 반으로, 출력으로는 2개 노드를 설정하였다. 용접의 상태는 정상용접, 저용접, 그리고 과 용접으로 구분되는데, 두 개의 이진(binary) 출력을 사용하여 학습시켰다. 검사과정에서 신경회로망의 출력은 아날로그 값이기 때문에 hard limit 논리를 다음과 같이 설정하였다.

$$\text{Hard Limiter} \text{ 출력} = \begin{cases} 1, & (\text{신경망 출력} \geq 0.5) \\ 0, & (\text{신경망 출력} < 0.5) \end{cases}$$

신경회로망의 학습데이터는 전류, 압력, 그리고 접촉 단면적을 변화시켜가며 파형들을 연속적인 실험을 통하여 수집되었으며, 수집된 파형 중 표준 파형과 과용접 및 저용접의 영역을 결정하여 신경 회로망을 학습하였다.

4. 실험 및 고찰

스폿용접 수행시 불량발생 조건들은 용접전류 및 가압력, 그리고 용접봉접촉 단면적의 변화에 의하여 발생한다. 본 절에서는 이러한 변화에 따른 전극팽창파형과 전압파형의 실험결과 및 신경회로망의 검사결과에 대하여 기술하며, 실험결과에 대한 용접상태 확인은 파괴검사를 통하여 이루어졌다.

4.1 가압력의 변화에 따른 실험

사용된 용접기의 기종은 SP5361-CH 스포ット용접 기이며, 용접물의 재질은 Toshiba사의 0.76t Bimetal과 풍산금속의 0.65t SUS 304 프레임과의 용접을 수행하였다. 용접봉에 가해진 압력은 3.5, 4, 그리고 4.5[kg]으로서 저압, 정상압, 고압의 형태로 가해졌다. 가압력 변화에 따른 전극팽창파형과 전압파형은 그림 5와 같다.

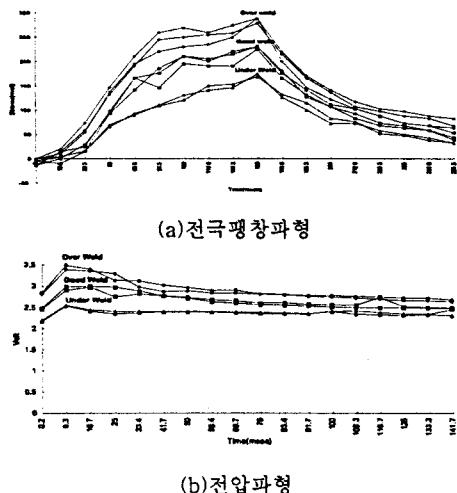
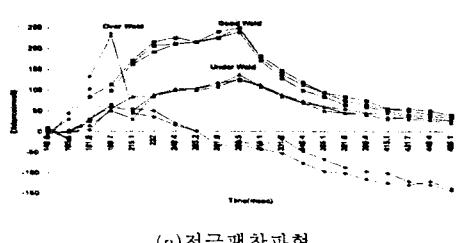


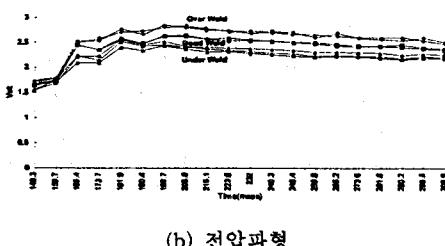
그림 5. 가압력변화에 따른 실험결과

4.2 전류변화에 따른 실험

사용된 용접물의 재질은 Toshiba사의 1.0t Bimetal과 포항제철의 1.2t SPC1 프레임과의 용접을 수행하였다. 접전류의 조건은 3500, 4000, 그리고 4500[A]의 저전류, 정상전류, 과전류를 공급하여 실험하였으며, 용접의 상태는 실험을 통하여 확인하였다. 전류변화에 따른 전극팽창파형과 전압파형은 그림 6과 같다. 본 실험을 통하여 두 가지 패턴 모두 전류변화에 따른 용접상태 검사에 유용한 결과를 얻었다.



(a) 전극팽창파형



(b) 전압파형

그림 6. 전류변화에 따른 실험결과

4.3 용접봉 단면적 변화에 따른 실험

사용된 용접물의 재질은 Toshiba사의 1.0t Bi metal과 포항제철의 0.8t SPC1 프레임파의 용접을 수행하였다. 용접봉의 너겟 넓이는 정상의 경우 지름이 5[mm], 확장된 경우는 6[mm]인 경우로 실험하였다. 단면적 변화에 따른 실험결과는 그림 7과 같이 너겟 넓이가 확장된 경우 저용접의 상태를 보였다. 전극팽창파형은 접촉 단면적에 따라 뚜렷한 차이를 보이고 있으나 전압파형은 명확하게 구별이 되지 않고 있다. 용접봉의 연속적인 사용으로 인하여 접촉단이 무디어진 경우 접촉면적이 넓어지며 전류의 변화와 같은 결과를 가져오므로 전극팽창파형을 이용하여 검사된다.

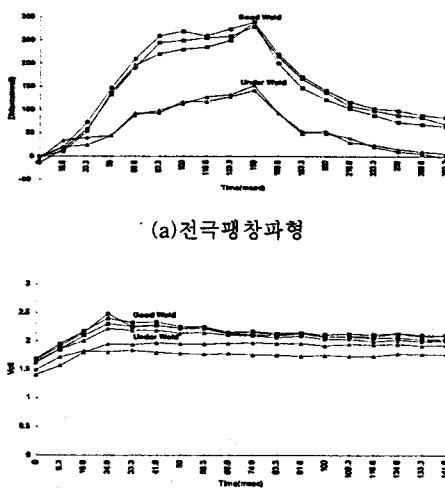


그림 7. 용접봉 접촉면 변화에 따른 실험

4.4 용접상태 검사 결과 고찰

전극팽창파형은 정상용접의 경우에 간격이 점차 증가하여 전류의 인가가 끝나는 시점에서 최대 간격을 보이며 그후 점차 감소하는 파형을 보인다. 저용접의 경우는 최대 팽창까지 도달하지 못하며, 과용접의 경우는 최대 팽창이 빨리 나타나며 급격한 수축현상을 보인다. 전압파형은 정상용접인 경우는 초기에는 높았다 서서히 감소하는 형태를 보이며, 저용접의 경우는 큰 변화 없이 낮은 전압의

형태를 보이고, 과용접의 경우는 정상적인 경우와 파형이 비슷하나 전압이 전체적으로 높다. 파형의 형태는 용접초기에 접합이 수행되지 않았기 때문에 저항치가 높아 최고 전압치를 보이며, 용접이 되어감에 따라 저항이 감소하여 서서히 감소한다.

신경회로망의 학습은 용접상태에 따른 패턴형태들을 추출하여 반복실험을 통하여 신경회로망을 학습하였다. 신경회로망의 학습률은 0.2, 모멘텀률은 0.75를 사용하였으며, 학습결과는 1325회에서 0.001의 학습오차를 나타내었다. 학습이 완료된 시스템의 검사과정은 각 용접점에 대하여 약 10[msec]의 시간이 소요되므로 on-line 실시간 검사가 가능하였다.

감시시스템의 성능 평가는 1000개의 용접점을 파괴검사에 의한 현장실험을 통하여 확인하였으며 결과는 감시시스템의 출력과 같은 용접상태를 보였다. 대부분의 경우 두 개의 신경회로망에 의한 검사 결과가 같이 나오고 있으나, 결과가 다르게 나타나는 경우는 용접 불량의 원인을 나타내는 용도로 사용될 수 있다.

5. 결 론

스포트용접의 상태는 많은 변수에 의하여 영향을 받고 있다. 이러한 변화를 추적할 수 있는 신호는 전압파형과 전극팽창파형인 것을 실험을 통하여 확인되었다. 개발된 시스템은 신경회로망의 학습을 통하여 검사가 수행되기 때문에 다양한 용접기의 종류 및 조작상태에도 적응하여 사용할 수 있다. 또한, 개발된 감시시스템은 현장실험 결과 용접불량 상태를 on-line으로 자동검사가 수행되므로 제품의 견실성을 확보할 수 있으며, 인적, 물적 자원의 낭비를 막을 수 있다. 또한 공정의 자동화에 문제점으로 제기되어 온 검사방식을 개선함으로서 공정의 자동화에 큰 도움이 될 것으로 사료된다.

[참 고 문 헌]

- [1] _____, "Resistance Welding Control and Monitoring," Welding Institute, 1977.
- [2] H. S. Chang, et. al., "A Proportional-Integral Controller for existance Spot Welding Using Nugget Expansion," ASME J. of Dynamic Sys., Mea. and Cont, Vol. 111, No. 2, 1989.
- [3] S. Gedeon, et. al. "Measurement. of Dynamic Electrical and Mechanical Properties of Resistance Spot Welding," Welding Journal, 1987.
- [4] C. H. Dagli, "Artificial Neural Networks for Intelligent Manufacturing," Chap.& Hall, 1994.