

패턴 인식 기법을 이용한 저항 점 용접의 실시간 품질 판단

조용준* · 이세헌**

*한양대학교 정밀기계공학과 대학원

**한양대학교 기계공학부

Real Time Quality Assurance with a Pattern Recognition Algorithm during Resistance Spot Welding

Yongjoon Cho* and Sehun Rhee**

*Graduate School, Precision Mechanical Engineering, Hanyang University, Seoul 133-791, Korea

**Mechanical Engineering, Hanyang University, Seoul 133-791, Korea

Abstract

Since resistance spot welding has become one of the most popular sheet metal fabrication processes, a strong emphasis is being put on the quality of the welds. Throughout the years many quality estimation systems have been developed by many researchers to ensure weld quality. In this study, the process variables, which were monitored in the primary circuit of the welding machine, are used to estimate the weld quality with Hopfield neural network. The primary dynamic resistance is vectorized and stored as five patterns in the network. As the welding is done, the dynamic resistance patterns are recognized and the quality is estimated with the proposed method. Due to the primary process variables, it is possible to utilize this algorithm as an in-process real time quality monitoring system

(Received April 22, 2000)

Key Words : Resistance spot welding, Primary dynamic resistance, Hopfield neural network, Pattern recognition, Quality estimation

1. 서 론

저항 용접이 개발된 이래로 이 공정은 박판의 접합 산업에서 매우 중요한 위치를 차지해 왔다. 최근에는 최소의 부재와 타점으로 신뢰할 수 있는 강도를 지닌 구조물을 생산하기 위하여, 각 용접 타점의 신뢰성이 절실히 요구 되고 있다. 일반적으로 임의 추출된 샘플을 이용한 파괴적 또는 비파괴적인 방법이 용접성 검사에 사용되어 왔다. 그러나 일괄적이고 순차적으로 생산되고 있는 현재의 생산 체계에서는 이러한 전통적인 방법은 임의 추출된 일부 타점의 품질 확인만이 가능하기 때문에 용접부에 이상이 발생하였을 때, 즉각

적으로 이를 검출하고 보완하기 어렵다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 용접부의 품질 예측은 실시간적으로 이루어져야 하며, 이를 위한 알고리즘 및 시스템의 구성이 매우 중요하다. 최근에는 기존의 판정 시스템이 지니고 있는 단점을 보완하여, 퍼지나 신경회로망을 이용한 인공 지능형 용접품질 판정 시스템 개발이 시도 되고 있으며, 이러한 시스템들은 공정 자동화에 따르는 판단 시스템의 인지 능력 부족 현상을 적절히 보완할 수 있을 것으로 사료된다.

초기의 연구¹⁾ 에서부터 용접부의 저항 변화는 중요한 연구 대상이 되었으며, 오실로스코프등의 계측 장비를 이용하여 이러한 공정 변수를 모니터링 하였다. 이후 여러 가지 연구들을 바탕으로 용접전압과 전류,

동저항 등의 전기적 물리량과 더불어 전극분리 신호 등의 기계적 물리량이 모니터링 변수로 사용되어 용접부 품질을 고찰하였으며²⁻⁴⁾, 해석적인 방법과 실험적인 방법을 이용하여 너겟 형성 거동을 고찰하기도 하였다⁵⁻⁷⁾. 특히, Dickinson 등⁶⁾ 은 다이내믹한 전기적 인자가 용융 너겟의 생성이나 성장과 어떤 관계가 있는가를 동저항의 패턴 변화를 근거로 고찰하였다. 한편, 위의 동적 인자들을 이용하여 용접부의 품질을 예측하고자 하는 노력이 계속 되었는데, Hao 등⁹⁾ 은 회귀분석을 이용한 너겟 품질 예측 시스템을 제안하였으며, 너겟 형성 예측 시스템을 보다 일반적으로 적용하기 위하여 Livshits¹⁰⁾는 보다 일반적인 품질 예측법을 제안하기도 하였다.

그러나, 기계적, 전기적 요소들이 복합적으로 작용하는 공정의 비선형 특성상 보다 효과적인 품질 판단 시스템이 요구되고 있으며, 이러한 대안으로 인공 지능형 판단 시스템 개발이 연구되고 있다. 40년대 중반 신경 회로망이 제안된 이후로, 신경회로망은 많은 분야에서 여러 가지 형태로 응용되어 왔으며, 그 중에서도, 단순한 기계적 사고로는 해결하기 어려운 용접부의 제어 및 품질 판단 문제에서 탁월한 성능을 발휘하였다¹¹⁾. 저항 점 용접에 신경회로망을 이용한 연구도 진행되었는데, 국내외의 연구에 의하여 너겟의 지름과 강도등의 용접 품질 예측에 이를 이용하기도 하였다^{12,13)}. 또한, 퍼지 알고리즘을 이용하여 용접부의 품질을 예측하고자 하는 연구도 수행되었는데, 주로 실시간적으로 응용할 수 있는 시스템 개발에 중점을 두어 연구가 진행되었다^{14, 15)}.

그러나 이러한 지능형 품질 판단 시스템일지라도 용접기 2차 회로에서 검출한 결과를 바탕으로 한 이 결과들은 실시간 용접 품질 예측은 가능하지만 현장 응용에는 여러 가지 제한 조건들을 갖고 있다. 이에 본 연구에서는 별도의 계측 장비의 부착없이 용접기 1차 회로, 즉, 용접기 타이머에서 용접부의 저항 변화를 계측할 수 있는 시스템을 제안하였으며, 이 동저항을 신경회로망에 적용하여 용접부의 품질을 판단하고자 하였다. 특히, 동저항 값을 이용할 때 발생하는 오류를 피하기 위해, 패턴인식 기법을 사용하여 동저항을 분류하였으며, 이에 해당하는 품질을 예측하고자 하였다.

2. 1차 동저항 모니터링

저항 점 용접의 너겟(nugget)은 가압력, 용접전류, 용접시간, 및 재료의 성질 등과 같은 여러 가지 용접 변수들과 직접적인 관계를 갖고 형성되며, 특히, 이들

변수를 근거로 계산한 동저항의 변화는 용융 너겟 형성과 밀접한 관계가 있음이 밝혀진 바 있다⁸⁾. 일반적으로 용접기 2차 회로에서 이러한 동저항이 계측되고 사용되어지고 있으나, 현장 생산 환경에서 이를 적용할 때는 여러 가지 문제점들이 발생한다. 2차 동저항을 얻기 위해서는 모든 용접기마다 전압과 전류를 검출할 수 있는 별도 장치가 필요할 뿐만 아니라, 용접 로봇의 동선과의 간섭 및 계측 라인 결선 등에 따른 추가적인 문제를 발생될 수도 있다.

따라서 본 연구에서는 용접기 1차 회로, 즉, 타이머에서 동저항을 계측하고 이를 이용하는 시스템을 개발하였다. 용접기 회로는 SCR(silicon controlled rectifier), 저항, 코일 그리고 변압기 등으로 구성된 비교적 간단한 전기적 회로에 의해 구성되어 있으며, 이 회로를 단순화된 도식적 등가 회로로 표현하면 Fig.1과 같다. Fig.1에서 각 요소에, 1차 회로의 요소에는 p , 2차 회로의 요소에는 s , 변압기의 손실과 관련된 등가 요소에는 m 이라는 아래 첨자를 사용하였다. 실제 변압기와 동일한 등가 회로를 얻기 위하여 변압기의 코어 손실(core loss, R_m)과 자화 리액턴스(magnetizing reactance, X_m)를 추가하였으며, 이에 따라 변압기 TR은 단지 전압만 바꾸어 주는 이상적인 거동을 하는 것으로 볼 수 있다. Fig.1에서 변압기 왼쪽의 1차 회로에서 1차 회로 저항 R_p 는 SCR 콘택터를 포함한 1차 회로의 저항 및 변압기 1차 권선의 저항을 합한 값이며, 1차 회로 유도 리액턴스 X_p 는 변압기의 1차 권선 누설 리액턴스를 포함한 1차 회로의 유도 리액턴스 값이다. 2차 회로에서도 2차 저항 R_s 는 변압기 2차 권선의 저항 및 용접기 건(gun)과 전극을 포함한 2차 회로의 저항을 합한 값이며, 2차 회로 유도 리액턴스 X_s 역시 변압기의 2차 권선 누설 리액턴스를 포함한 2차 회로의 유도 리액턴스이다. 한편, 부하 저항 R_L 은 전극 사이에서 발생하는 용접부 저항의 변화, 즉 동저항을 의미한다.

이상의 용접기 회로를 1차 회로의 측면에서 살펴보기 위하여 Fig.2와 같이 변압기를 포함한 2차 회로 요소들을 1차 회로로 이동시켜 등가 회로를 구성할 수 있다. 이동된 2차 회로 요소들은 변압기 권선비 a 로 표현된 반사 임피던스로 나타내어 1차 회로 전류에 대응하는 요소로 재구성 되었다. 또한, 일반적으로 변압기의 코어 손실과 자화 리액턴스를 표현한 가지에 흐르는 전류는 1차 회로에 흐르는 전류의 $1/20$ 배 이하의 작은 값을 나타내므로 용접기 1차 회로에 병렬로 연결된 이 요소들은 등가 회로에서 제거될 수 있다. 그러므로 전체 회로 내부의 총 저항 R 은 식 (1)과 같이

1차 회로의 R_p 와 이동된 R_s 및 R_L 를 합한 값으로 나타낼 수 있다. 회로 내의 유도 리액턴스 X 또한 식 (2)와 같이 1차 회로의 X_p 와 이동된 X_s 의 합으로 나타낼 수 있다.

$$R = R_p + a^2(R_s + R_L) \quad (1)$$

$$X = X_p + a^2X_s \quad (2)$$

식 (1)과 (2)에 의해 용접기 회로의 총 임피던스 Z 를 1차 회로의 측면에서 페이저(phasor)를 이용하여 나타내면 식(3)과 같이 쓸 수 있다.

$$Z = R + jX = \frac{V_R}{I_p} + j \frac{V_X}{I_p} \quad (3)$$

여기서, 총 임피던스 Z 는 1차 회로에서 계측된 전류 I_p 와 저항 성분에 의한 전압강하 V_R 과 유도 리액턴스에 의한 전압강하 V_X 로 바꾸어 표현될 수 있다. 유도 리액턴스 부분은 본 연구의 목적상 노이즈로 작용하므로 적절한 방법¹⁶⁾을 이용하여 제거할 수 있다. 그러므로, 식 (1), (3)에 따라 1차 회로에서 모니터링한 저항을 이용하여 전극사이에서 발생하는 저항 변화를 관찰할 수 있다.

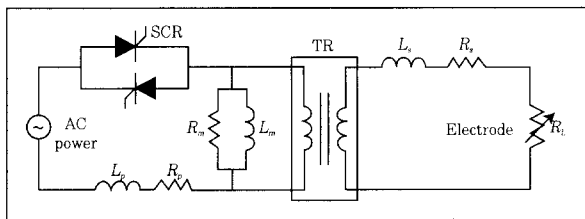


Fig. 1 Equivalent welding machine circuitry including practical transformer

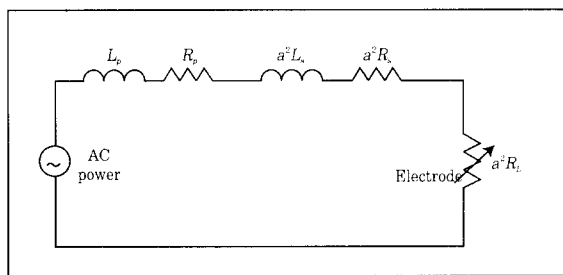


Fig. 2 Equivalent welding machine circuitry with impedances shifted to the primary side

3. 홉필드(Hopfield) 신경 회로망

용접기 1차 회로에서 얻은 동저항을 용접 품질 판단에 지능적으로 사용하기 위하여 홉필드 신경회로망을

사용하였다. 홉필드 신경망은 대칭 연결강도를 지닌 단층 피드백 회로망으로, 주로 연상 기억이나 최적화 문제에 많이 사용되고 있다. 본 연구에서는 기존의 연구¹⁷⁾를 바탕으로 이 회로망의 특징 중 하나인 연상 능력을 이용하여 동저항의 패턴을 인식하고 분류하고자 하였다. 홉필드 신경망은 Fig.3과 같이 각 노드가 상호 연결되어 있다. 각 노드는 스레숄드(threshold) θ_j 로 연결되어 있으며, 각각의 j 번째 출력 노드는 자기 자신을 제외한 다른 노드와 상호 연결되어 있는 연결강도 w_{ij} 를 통하여 각 노드의 입력으로 작용한다. 이러한 계산은 식(4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$y_i^{(k+1)} = \text{sgn} \left(\sum_{j=1, j \neq i}^n w_{ij} y_j^{(k)} - \theta_i \right), \quad i=1,2,\dots,n \quad (4)$$

여기서, 윗첨자 k 는 반복 회수(iteration)를 의미하고, 활성화함수 $\text{sgn}(f)$ 은 식 (5)를 사용하였다.

$$\text{sgn}(f) = \begin{cases} 1 & \text{if } f > 1 \\ f & \text{if } -1 \leq f \leq 1 \\ -1 & \text{if } f < -1 \end{cases} \quad (5)$$

출력은 비동기적 통계 회귀방식에 의해서 한번에 한 노드씩 업데이트하였다. 이 신경회로망에서 식 (6)과 같은 2차 함수로 된 연상 에너지(associated energy)가 최소화 되도록 새로 입력되는 패턴의 연결강도를 조절하여 기억된 패턴과 매칭시키면, 입력된 패턴을 인식할 수 있다. 식 (6)의 에너지 함수는 신경회로망 노드의 값이 변함에 따라 감소함으로 연상 과정은 항상 수렴하지만, 너무 많은 참조 패턴을 사용할 경우 입력에 대해 잘못된 패턴으로 수렴될 수도 있는데, 이에 따라 사용된 총 노드 수의 0.15배 이하의 참조 패턴을 사용하도록 권장하고 있다¹⁸⁾. 본 연구에서 기존의 연구들^{17,19)}을 참조하여 60개의 노드를 지닌 네트워크를 구성하여 5가지 참조 패턴을 기억시켰으며, 이를 동저항 패턴 인식에 사용하고자 하였다.

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} y_i y_j + \sum_{i=1}^n \theta_i y_i \quad (6)$$

4. 결과 및 고찰

4.1 동저항 패턴 벡터

제안된 패턴 인식 알고리즘을 이용하여 1차 동저항 패턴을 분류하기 위하여 용접기 타이머에서 검출한 1차 회로 동저항 패턴은 신경회로망에 적용할 수 있도

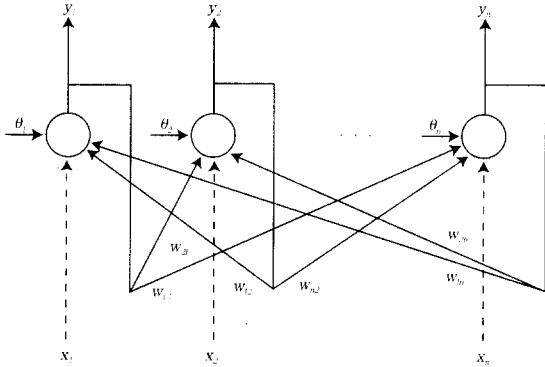


Fig. 3 Structure of the Hopfield network with n nodes

록 정규화한 후 벡터로 변환되었다. Fig.4는 자동차용 강판으로 널리 쓰이는 SPCEEN 0.7t를 RWMA class II에 해당하는 지름 16mm, 선단경 6mm의 동형 구리 전극을 사용하여 2.45kN의 가압력에서 용접 전류를 5kA-11kA로 1.5kA씩 변화하여 가며 얻은 1차 동저항 중에서 각 조건을 대표하는 동저항 패턴을 벡터화하여 나타낸 것이다. 6×10 개의 벡터로 표현된 각 요소를 흰색과 검은색의 사각형으로 나타내어 도식화하여 나타내었으며, 각각을 동저항 패턴의 5가지 분류 기준으로 정하였다.

4.2 패턴에 따른 분류

동저항 패턴에 따른 분류 방법을 살펴보면, 먼저, Fig.4에 제시한 5가지 패턴들을 앞 절에서 설명한 신경망에 저장, 즉, 신경망의 가중치를 초기화 하였다. 그 다음, 용접이 완료된 후 얻은 1차 동저항 패턴을 벡터화하고 이를 동저항 패턴이 저장된 신경망에 입력하였다. 홉필드 신경망은 입력된 패턴을 인식하여, 이미 기억된 5가지 패턴들 중에서 유사성이 가장 큰 패턴을 찾아내고 이를 출력하였다. 이와 같은 방법에 따라 초기화에 사용된 데이터가 아닌 실제 실험 데이터를 사

용하여 분류된 결과를 Fig.5에 나타내었으며, 각 실험에 의한 용접 강도를 실험 번호와 함께 패턴 아래에 표기하였다. 실험은 다섯 가지 용접 조건에서 각각 10회씩 총 50번 수행되었다. Fig.5(a)는 Class I으로 인식된 동저항 패턴들을 나타내고 있다. 실험 번호 02와 03 및 05와 10은 각각 동일한 동저항 패턴으로 벡터화되었으며, 이에 따라, 결과적으로 8가지 패턴들이 Class I으로 분류되었다. 같은 방법으로 Class II, III, IV, 및 V로 인식된 동저항 패턴들을 Fig.5(b)-(e)에 나타내었다. 용접 조건 변화에 따라 각각 6, 9, 7, 4 가지 종류의 동저항 패턴들이 만들어졌으며, 그림에 보이는 바와 같이 패턴 인식 기법에 의해 분류되었다.

이상의 분류 과정에 따른 각 동저항의 패턴 인식 과정, 즉, 신경회로망의 수렴 상태를 식 (7)과 같은 오차의 제곱합(summed square error)으로 표기하여 Fig.6에 제시하였다.

$$Error^{(k)} = \sum_{i=1}^6 \sum_{j=1}^{10} (R_{ij}^{Class} - R_{ij}^{(k)})^2 \tag{7}$$

여기서, R^{Class} 는 최종적으로 분류된 동저항 패턴이고, $R^{(k)}$ 는 k 번째 반복 계산 후 얻어진 동저항의 출력값이다. Fig.6(a)는 Class I로 분류된 동저항 패턴들에 대한 수렴 상태이다. Fig.5(a)에서 볼 수 있는 바와 같이, 신경회로망의 연결강도에 저장되어 있는 Class I 패턴과 가장 다른 형태를 보인 test07의 경우에서 가장 느린 수렴 속도를 보이고 있으며, 15번의 반복 계산만에 Class I으로 분류되었다. 반면에 저장된 동저항과 매우 유사한 test02와 test03에서 얻은 동저항 패턴은 5번만에 분류를 마칠 수 있었다. 이 결과에서 알 수 있듯이 예측된 동저항의 패턴이 저장되어 있는 패턴과 차이가 많이 날수록 패턴 인식 과정은 길어지고 있다. Fig.6(b)의 Class II로 분류된 동저항 패턴들은 전체적으로 5번 이내의 짧은 패턴 인식 시간

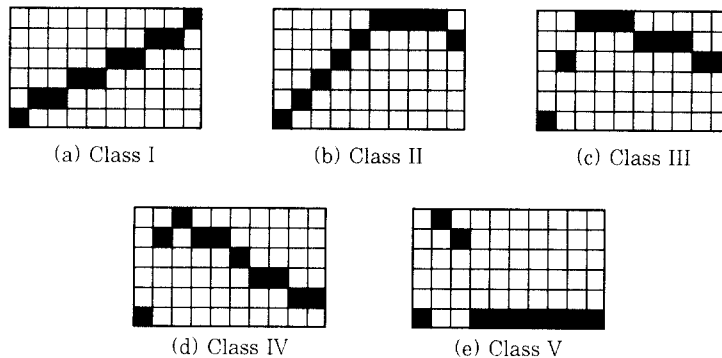


Fig. 4 Vectorized dynamic resistance patterns for Hopfield network

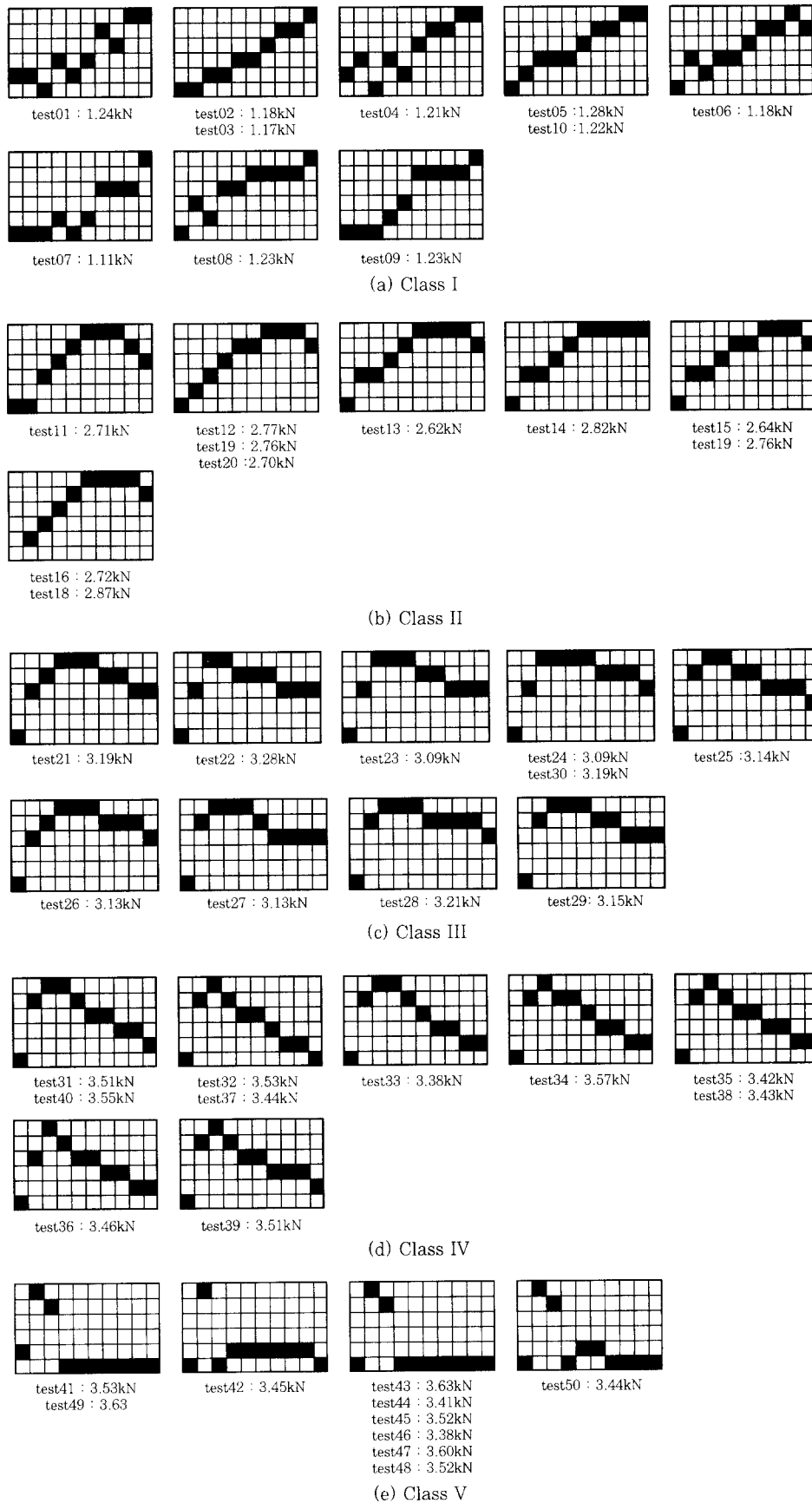
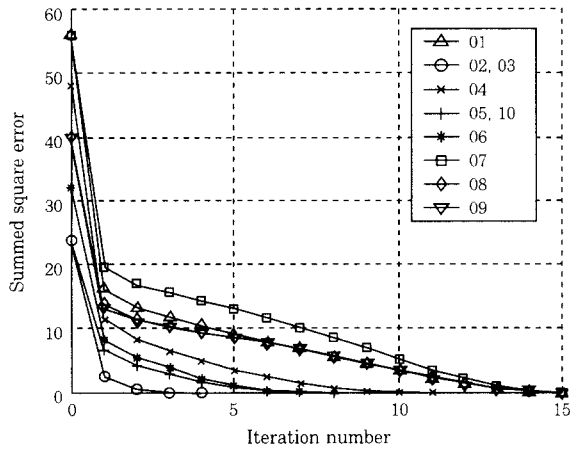


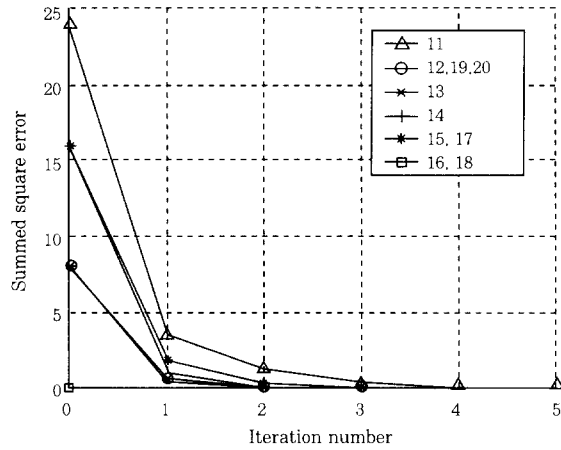
Fig. 5 Classified dynamic resistance patterns with test number and strength

을 보이고 있는데, 이는 Fig.5(b)에서도 알 수 있듯이 계측된 패턴 모두가 저장된 패턴과 흡사한 형태를 띄고 있기 때문인 것으로 생각할 수 있다. Fig.6(c)의 Class III 경우도 전체적으로는 짧은 수렴을 보이고 있지만, test25 패턴의 경우, 15번만에 패턴이 인식되는 것을 보여주고 있다. 이 같은 현상은 Fig.5(c)에

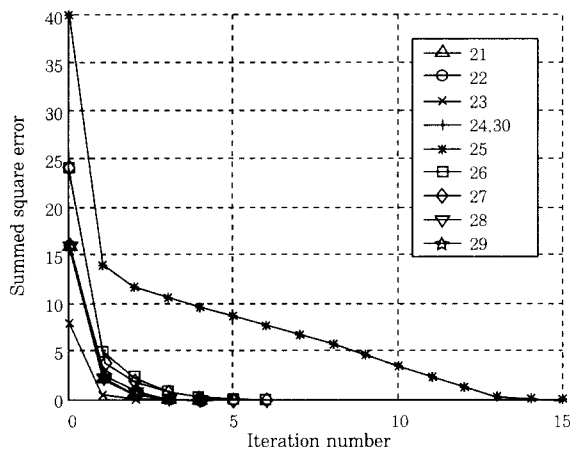
서 볼 수 있는 것과 같이 이 패턴이 Class III는 물론 Class IV의 형상도 띄고 있기 때문에 수렴 시간이 길게 걸린 것으로 생각된다. Class IV를 나타낸 Fig.6(d)의 경우도 앞의 두 경우와 비슷한 결과를 보이고 있으며, 이에 따라 6번의 반복 계산만에 모든 패턴들을 인식할 수 있었다. 저항 점 용접의 중간 날림



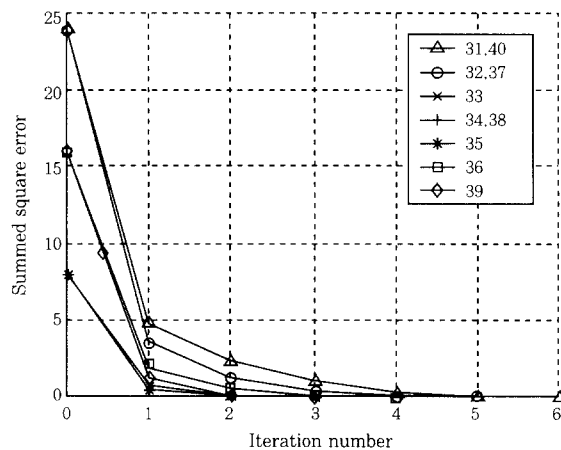
(a) Class I



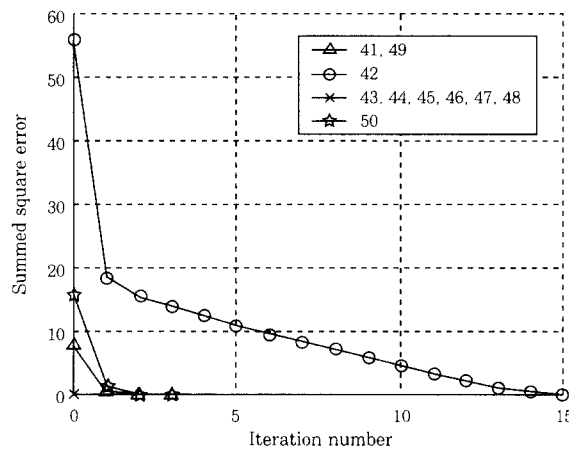
(b) Class II



(c) Class III



(d) Class IV



(e) Class V

Fig. 6 Convergence behaviors of the pattern recognition algorithm

현상을 반영하고 있는 Fig.5(e)의 패턴들에 대한 결과인 Fig.6(e)를 살펴보면, test42를 제외하고 모두 3번의 반복 계산만에 패턴이 인식되었다. 이와 같은 결과는 중간 날림이 발생할 경우에는 동저항 패턴들이 저장된 패턴과 거의 동일한 형태를 나타냈기 때문인 것으로 판단된다.

4.3 패턴 인식을 이용한 품질 판단

각 Class로 분류된 동저항들의 강도를 관찰하여 보면, Class I에서는 1.17-1.28kN으로 나타났으며, 이는 본 연구에서 기준 강도로 정한 2.89kN에 훨씬 부족한 값이다. Class II의 용접부 강도는 기준 강도에 많이 접근한 2.62-2.87kN이었다. Class III-V에서는 용접부 강도가 3.09-3.70kN으로, 모든 경우에서 필요한 강도를 나타내고 있음을 알 수 있었다. 단, Class V의 경우에서는 3.45-3.70kN의 좋은 강도를 얻을 수 있었지만 지나친 전류로 인하여 중간 날림 현상이 관찰되었다.

이러한 결과를 이용하여 용접이 완료됨과 동시에 용접부의 품질을 판단할 수 있는 시스템을 개발하였다. 용접이 완료됨과 동시에 측정된 1차 동저항은 패턴 벡터로 바뀌고 이를 패턴 인식 기법에 의한 신경회로망에 적용하여 동저항 패턴을 분류한다. 분류된 동저항이 Class I일 경우에는 작은 강도에 기인하여 불량으로 판단한다. Class II의 경우에는 어느 정도의 강도는 보장되지만 특별히 강도가 요구되는 중요한 부분에서는 적절하지 않은 용접임으로 역시 불량으로 판단한다. Class III과 Class IV에서는 충분한 강도가 보장

되므로 양호로 판단할 수 있으며, Class V에서는 충분한 강도는 얻을 수 있으나 지나친 오목자국을 야기시킬 수도 있는 불필요한 중간날림이 발생하므로 Class III, IV과는 구별해서 중간날림 양호로 판단하였다. 이상의 품질 판단 순서를 Fig.7에 나타내었다.

본 연구에서는 타이머 CPU의 제한 때문에 동저항은 용접기 타이머에서 모니터링 하고, 신경망에 의한 나머지 용접성 판단은 직렬 통신에 의해 전송된 데이터를 이용하여 PC에서 수행하였으며, 이에 따라 용접부 품질에 관련된 정보를 실시간적으로 얻을 수 있었다.

5. 결 론

저항 점 용접에서 용접부의 품질을 효과적으로 판단할 수 있는 시스템을 신경회로망을 이용하여 개발하였다. 용접부의 품질과 직접적인 인자를 측정하기 위하여 1차 동저항을 사용하였다. 기존의 연구에서는 현장 응용이 어려운 방법인 2차 회로에서 검출한 용접 전류와 전압을 이용하여 동저항을 계산하였으나, 본 연구에서는 용접기 1차 회로 즉, 용접기 타이머에서 마이크로프로세서를 이용하여 모니터링한 동저항을 품질 판단에 이용하였다. 용접부 품질을 판단하기 위하여 홉필드 회로망에 의한 패턴 인식 기법을 도입하였다. 1차 동저항을 패턴 벡터화하여 5가지로 구분하였으며, 이를 신경회로망에 적용시켜, 용접이 완료됨과 동시에 이 동저항 패턴을 인식하여 분류하도록 하였다. 실험에 의해서 분류된 패턴들의 강도를 측정하였으며, 강도는 분류된 동저항 패턴에 따라 일정한 범위의 값을 지니고 있음을 알 수 있었다. 이에 따라, Class I 및 Class II로 분류되는 동저항은 용접 불량으로, Class III 및 Class IV로 분류되는 동저항은 양호로 판정하였으며, 용접강도는 기준 이상이지만 중간날림 현상이 관찰되는 Class V의 경우에는 중간날림 양호로 용접부의 품질을 판단하였다. 이러한 판단 방법은 너겟 형성 과정과 직접적으로 관련된 동저항에서 절대적인 값이 아닌 그 패턴 변화에 의해 품질을 판단하기 때문에, 보다 안정적으로 용접부의 품질을 예측할 수 있는 장점이 있다.

참 고 문 헌

1. W. L. Roberts: Resistance Variations During Spot Welding, Welding Journal, Vol. 30, No. 11(1951), pp. 1004s-1019s
2. K. I. Johnson and J. C. Needham: New Design of Resistance Spot Welding Machine for Quality Control,

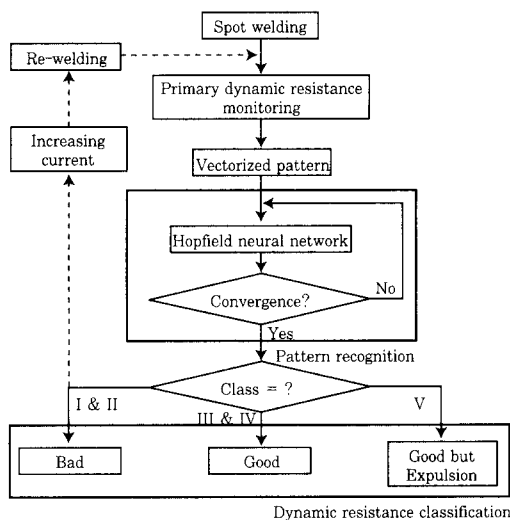


Fig. 7 Flow chart of the quality estimation algorithm through the pattern classification

- Welding Journal, Vol. 51, No. 3(1972), pp. 1s-8s
3. J. M. Sawhill, Jr., H. Watanabe, and J. W. Mitchell: Spot Weldability of Mn-Mo-Cb, V-N, and SAE 1008 Steels, Welding Journal, Vol. 56, No. 7(1977), pp. 217s-224s
 4. M. Kimchi: Spot Weld Properties When Welding with Expulsion - Comparative Study, Welding Journal, Vol. 63, No. 2(1984), pp. 58s-63s
 5. A. Nied: The finite Element Modeling of the Resistance Spot Welding Process, Welding Journal, Vol. 63, No. 4 (1984), pp. 123s-132s
 6. J. E. Gould: An Examination of Nugget Development during Spot Welding using Both Experimental and Analytic Techniques, Welding Journal, Vol. 66, No. 1 (1987), pp.1s-10s
 7. S. J. Na, and S. W. Park: A Theoretical Study on Electrical and Thermal Response in Resistance Spot Welding, Welding Journal, Vol. No.9(1996), pp.233s-241s
 8. D. W. Dickinson, J. E. Franklin, and A. Stanya: Characterization of Spot Welding Behavior by Dynamic Electrical Parameter Monitoring, Welding Journal, Vol. 59, No. 6(1980), pp. 170s-176s
 9. M. Hao, K. A. Osman, D. R. Boomer, and C. J. Newton: Developments in characterization of resistance spot welding of aluminum, Welding Journal, Vol. 75, No. 1(1996), pp. 1s-8s
 10. A. G. Livshits: Universal Quality Assurance Method for Resistance Spot Welding Based on Dynamic Resistance, Welding Journal, Vol. 76, No. 9(1997), pp. 383s-390s
 11. K. Andersen, G. E. Cook, G. Karsai, and K. Ramaswamy: Artificial Neural Networks Applied to Arc Welding Process Modeling and Control, IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 26, No. 5(1990), pp. 824-830
 12. 최용범, 장희석, 조형석: 저항 점 용접에서 인공신경회로망을 이용한 용융부 추정에 관한 연구, 대한기계학회 논문집, Vol. 17, No. 2(1993), pp. 393-406
 13. J. D. Brown, M. G. Rodd, and N. T. Williams: Application of artificial intelligence techniques to resistance spot welding, Ironmaking and Steelmaking, Vol. 25, No. 3(1998), pp. 199-204
 14. 조용준, 이세현, 엄기원: 퍼지 알고리즘을 이용한 저항 점 용접의 실시간 품질 평가 기술 개발에 관한 연구, 대한용접학회지, Vol. 16, No. 5(1998), pp. 76-85
 15. 김주석, 추연준, 이상룡: 신경망-퍼지 알고리즘을 이용한 점용접재의 강도 추론 기술, 한국정밀공학학회지, Vol. 16, No. 10(1999), pp.141-151
 16. 조용준, 이세현, 신현일, 배경민: 저항 점 용접의 1차 동저항 특성에 관한 연구, 대한용접학회지, Vol. 17, No. 2(1999), pp. 97-103
 17. R. P. Lippmann: An Introduction to Computing with Neural Nets, IEEE Acoustics, Speech and Signal Processing Magazine, Vol. 4, No. 2(1987), pp. 4-22
 18. L. Fausett: Fundamentals of Neural Networks - Architectures, Algorithms, and Applications(1993), Prentice Hall Inc., New jersey
 19. C. Lin and C. S. George Lee: Neural Fuzzy Systems(1996), Prentice Hall Inc., New jersey