

(論 文)

저항 점용접에서 인공신경회로망을 이용한 용융부 추정에 관한 연구

최용범* · 장희석** · 조형석***

(1992년 8월 27일 접수)

Estimation of Nugget Size in Resistance Spot Welding Processes Using Artificial Neural Networks

Y.B. Choi, H.S. Chang and H.S. Cho

Key Words : Resistance Spot Welding(저항 점용접), Weld Quality(용접질), Nugget Size(용융부 크기), Dynamic Resistance(동저항), Dynamic Resistance Rise(동저항 상승), Dynamic Resistance Drop(동저항 낙차), Artificial Neural Networks(인공신경회로망), Estimation of Nugget Size(용융부 추정)

Abstract

In resistance spot welding process, size of molten nugget have been utilized to assess the integrity of the weld quality. However real-time monitoring of the nugget size is an extremely difficult problem. This paper describes the design of an artificial neural networks(ANN) estimator to predict the nugget size for on-line use of weld quality monitoring. The main task of the ANN estimator is to realize the mapping characteristics from the sampled dynamic resistance signal to the actual nugget size through training. The structure of the ANN estimator including the number of hidden layers and nodes in a layer is determined by an estimation error analysis. A series of welding experiments are performed to assess the performance of the ANN estimator. The results are quite promising in that real-time estimation of the invisible nugget size can be achieved by analyzing the dynamic resistance signal without any conventional destructive testing of welds.

1. 서 론

저항 점용접(resistance spot welding)은 1877년 Elihu Thomson에 의해 발명된 용접공정으로 두 금속판을 전극 사이에 놓고 압력을 가하면서 0.3초 내외의 짧은 시간에 수천 암페어의 큰 전류를 흘려

서 이 전류가 금속판 사이의 접촉저항으로 주울(Joule)열을 발생시켜 용융부가 형성되도록 하는 전기 저항용접의 일종이다. 일반적으로 저항 점용접에서는 용접의 결과를 평가하는 기준이 되는 용접질을 인장-전단 강도(tensile-shear strength)와 비례하는 용융부의 크기로 나타낸다. 저항 점용접은 짧은 시간에 일어나는 용접전류, 전압, 전극 가압력, 용접재료의 표면상태 및 전극 마모상태 등의 각 용접변수들의 미세한 변화에 민감하게 반응하며 진행되므로 동일하게 설정된 용접조건하에서도 균

*정회원, 명지대학교 기계공학과 대학원

**정회원, 명지대학교 기계공학과

***정회원, 한국과학기술원 정밀공학과

일한 용접질을 보장하기는 어렵다. 그럼에도 현재 까지 산업현장에서 저항 점용접이 널리 사용되는 이유는 용접시간이 매우 짧으므로 생산성이 높고 가열범위가 좁아 열영향부(HAZ)가 작고 잔류응력과 변형도 작기 때문이다. Fig. 1에 저항 점용접의 간략도와 전극의 형상이 표시되어 있다.

용접질을 검사하기 위하여서는 용접부를 절단하여 용융부의 금속조직을 관찰, 측정하는것이 불가피하다. 그러나 이러한 파괴검사 방법은 검사대상이 표본추출된 것이므로(sample base) 검사에 한계성이 있기에 용융부의 형성과정을 정성적(qualitatively)으로 잘 나타내주는 용접변수들의 고찰을 통해 용접상태를 파악하는 것이 일반적인 경향이다.

Gedeon 등의 연구⁽¹⁾에서는 용접 공정중에 측정되는 용접재료의 접촉면에서의 접촉저항변화 및 용융부의 열팽창에 의한 전극분리현상(electrode movement) 등이 대표적인 공정감시변수(process monitoring parameter)로 보고되고 있다. 또 Welding Institute의 한 연구⁽²⁾에서는 용접중 측정되는 용접부위의 온도를 공정변수로 사용하였다. 그러나 용융부의 온도를 측정하는 방법은 불가능한 것은 아니나 경제성이 없고, 현장에서의 적용에 문제가 있다. 따라서 용접전류 및 전압의 정보를 포함하는 동저항 및 용접 시스템내의 열물리적 현상을 나타내주는 전극분리현상을 공정감시변수(process monitoring variable)로 활용함이 바람직하다. 실제로 동저항은 용접이 진행되는동안 변화하는 저항으로 전류의 흐름에 따른 용융부 형성 및 성장에 대한 물리적 현상들을 잘 설명해주기 때문에 많은 저항 점용접 측정 및 제어 시스템에 사용되어왔다. 특히 동저항의 최대치에서 최종치를

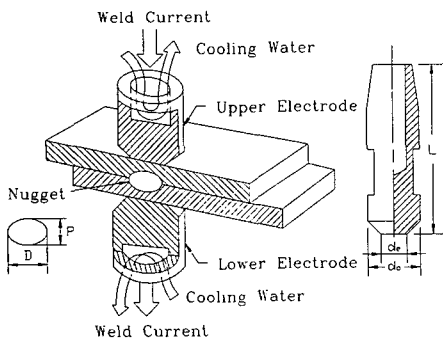


Fig. 1 Schematic diagram of spot welding system and electrode geometry

빼 동저항 낙차(resistance drop)는 용융부의 크기와 양호한 상관도를 가지는 것으로 밝혀졌고,^(1,3) 이를 기초로한 용융부 추정 기법으로 저항 점용접 제어 시스템을 구성한 연구도 보고되고있다.⁽³⁾ 특히 (3)의 연구에서는 동저항(dynamic resistance)을 그 역수인 컨덕턴스(conductance) 형태로 표시하여 용융부 형성과정을 나타내었으나 이는 제한된 범위내에서만 성립하는 것을 보였다. 또 Gould의 연구⁽⁴⁾에서는 유한차분법(FDM)을 사용하여 용융부의 형성과정을 해석하여 보았으나 실제로 이는 용접시 용접시간(cycle) 증가에 따른 접촉저항의 변화기동 및 용융부 확산에 의한 모재의 소성변형 등의 모델링이 불가능 하기 때문에 이의 정확한 계산은 불가능하다. Rokhlin and Adler⁽⁵⁾의 연구에서는 초음파를 이용하여 용융부 측정을 시도하였으나 초음파의 누출을 방지하기 위하여 용접된 시편 주위에 균일한 수막이 형성되도록 기막(air gap)이 없게 담그어져 있어야 하는데 대량생산이 수행되는 실제 용접공정에서는 현실적으로 적용이 곤란하다. Owusu-Ofori와 Wu⁽⁶⁾의 연구에서는 용접부의 접촉저항이 전압의 주파수(frequency)와 관계가 있다는 가정하에서 이를 검증하여 전극 양단의 전압파형을 시계열(time series)로 모델링 하여 조정(fitting)된 시계열의 파라미터(Parameter)로 부터 용접부의 직경(diameter)을 추정하는 수학적 모델을 정량적으로 제시했지만 시계열로 측정된 전압파형을 모델링하는 과정에서 실시간으로 적용될 수 없는 문제점이 있다. Cho와 Cho⁽⁷⁾의 연구는 여러 가지 용접시편의 두께에 대한 전극 양단에서 측정된 전기적 컨덕턴스와 용융부의 반지름 사이의 상호관계에 관한 고찰에서, 용융이 시작된 후 용융부의 성장이 컨덕턴스 변화와 양호한 상관관계를 가진다는데서 착안한 것이지만 용융부 크기의 변화가 용접 사이클 후반부에서 전체저항에 부분적인 영향만을 미치는 것으로 알려져있고 용접재료가 계속해서 가열되면 체적저항(bulk resistance) 또한 증가하며 이것이 전체저항값에 영향을 미친다. 따라서 이러한 bulk 저항 변화를 고려하여 용융부 성장을 추정하는 경험식이 표시된 결과⁽³⁾ 향상된 측정기법으로 판단되었으나 용접 사이클 후반부의 용융부 주위의 소성역(plastic region)에서 전극 가압력 때문에 발생하는 소성변형에 기인한 접촉면적의 증가에 대한 해석이 수반되지 못하여 만족할만한 결과를 얻을 수 없었다. 이상의 연구결과를 종합해보

면, 용융부 성장의 거동을 단순한 수학적 모델이나 실험 데이터에 근거한 경험식등으로 파악하기에는 용접공정 변수들이 복잡한 열물리적(thermo-physical) 현상을 수반하며 비선형적으로 관계되어 있어 한계성이 있다는 결론을 내릴 수 있다.

이러한 연구결과는 지극히 비선형적인 용접 시스템의 동특성(system dynamics)에서 기인한 현상이며 이를 극복하기 위해서는 보다 효율적인 방법으로 위의 공정변수들과 용접질 사이의 함수관계(mapping)를 규명할 수 있는 기법이 요구된다. 따라서 본 연구에서는 최근 광범위하게 활용되고 있는 인공신경회로망(artificial neural networks)을 이용하여 대표적인 용접 공정변수인 동저항(dynamic resistance)과 용접질 사이의 비선형 함수관계를 찾아내어 용접질(용융부의 크기)을 추정하였다.

특히 동저항의 낙차(ΔR_2)만을 가지고서는 일정한 용접조건에서만 성립하는 용융부 추정 관계식⁽³⁾을 구할 수 있었으므로, 여기에 동저항이 공정중에 최소치에서부터 최대치에 이르는 동저항 상승(ΔR_1 ; dynamic resistance rise) 및 동저항의 최대치(R_{max})와 용접시간(weld cycle)에 대한 정보를 추가하여 함수관계를 규명하였다. 나아가서 공정중 동저항의 변화곡선 자체를 파형(pattern)으로 인공신경회로망에 인식시켜서 용접질과의 관계계를 규명하는 파형인식(pattern recognition) 기법에까지 인공신경회로망을 확장 적용하였다.

본 연구의 결과는 실제 산업현장에서 불량용접의 결과를 용접직후 감지할 수 있는 품질감시 시스템에 응용이 가능하다. 그리고 각종 차량구조물의 용접물의 용접시 현재는 높은 신뢰도를 가지는 감시 시스템이 미비한 상태이므로 이를 실제 설계에서 요구되는 용접 타점수보다 상당히 증가시켜 용접하는 것으로 보상하고 있다. 따라서 본 연구결과는 실제 공정에서의 용접 타점수를 용접설계 결과의 최적에 가까운 수준으로 감소시키는데 큰 기여를 하리라 보며, 이는 신뢰도의 향상과 더불어 생산성 향상에도 이바지 할 것으로 기대된다. 나아가서 본 연구의 결과는 현재까지 제시되었던 한정된 범위내에서만 성립하는 용융부 크기 추정기법을 바탕으로 한 용접질 제어 시스템 보다 진보된 제어 시스템의 개발에 응용할 수 있으며, 그 결과는 산업현장에서 높은 신뢰도를 요구하는 박판이음공정(sheet metal joining process)에서 주로 사용되는 리벳이음이 저

가이면서도 생산성이 높은 저항 점용접으로 대처가 가능하여지는 파급효과도 기대된다.

2. 동저항 파형변화에 반영된 용융부의 성장과정

Fig. 2에서는 본 연구에서 구성한 동저항 변화신호의 감지 시스템 및 여기서 감지된 공정변수인 동저항 파형을 입력받아 실시간으로 용융부를 비교 추정해 내는 인공신경회로망 추정 시스템의 간략도가 표시되어 있다. 동저항은 용접 공정중 변화하는 전극양단의 전압신호를 전류신호로 나누어서 용접 사이클별 변화곡선으로 얻어진다.

Fig. 3에 도시된 각 구간별로 나타나는 현상을 설명하면 다음과 같다.^(1,8) 먼저 구간 I에서는 용접기의 변압기(transformer)의 1차 코일에 전류가 통하면 2차 코일측으로는 처음엔 완전한 개방회로의 전압(open-circuit voltage)이 전극양단에 걸린다. 이때에는 용접시편의 접촉면에서의 표면 산화막 때문에 절연저항이 수 mega ohm($M\Omega$) 정도로

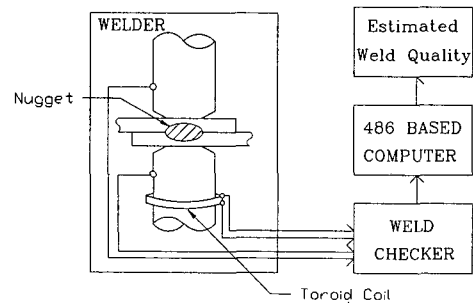


Fig. 2 Block diagram of monitoring system for resistance spot welding

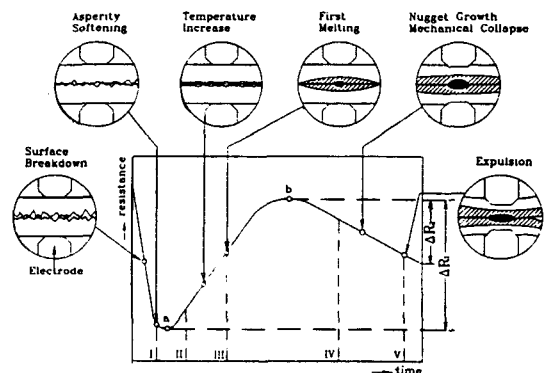


Fig. 3 Typical dynamic resistance curve

나타난다. 보통 이러한 현상은 스위치가 닫혀진 순간부터 수 밀리초(millisecond) 정도 지속되고 접촉점의 절연상태가 전극 가압력에 의해 파괴되기 이전까지는 전류가 거의 흐르지 않는다. 절연상태가 파괴됨에 따라 전류가 흐르기 시작하여 접촉점에서 온도가 상승하면 산화물의 피막이 급격히 파괴되어 매우 빠른 동저항의 감소현상이 나타난다. 구간 II에서는 전류가 흐르기 시작하여 온도가 상승함에 따라 접촉면의 연성(ductility)이 증가하므로 접촉면적이 증가하여 저항이 감소되나 온도상승에 의한 용접시편의 체적저항이 증가하여 서로 상반된 효과를 나타내며 이러한 효과가 평형상태를 이루는 점이 a점으로 나타나는 동저항의 최소치이다. 이 점을 지나면서 온도상승에 의한 저항증가의 효과가 접촉면적증가에 의한 저항의 감소효과를 상쇄시키면서 동저항은 증가하기 시작한다. 구간 III에서 동저항은 온도상승과 더불어 계속 상승하다가 이 구간이 끝나는 부근에서 용접시편의 접촉면에서 부분적 용융이 일어난다. 구간 IV로의 천이점은 변곡점($d^2R/dt^2=0$) 근방에서 일어난다. 구간 IV에서는 세가지 현상의 일어난다. 전체 용접시편의 온도는 계속 상승하여 체적저항을 증가시켜 동저항도 증가한다. 계속 발생하는 열때문에 접촉표면에서의 용융된 부분(nugget 형성면)이 증가하여 전류가 흐르는 단면적을 증가시키기 때문에 저항이 감소한다. 이와 동시에 온도상승에 의한 접촉면의 연성이 증가하여 전극이 접촉하고 있는 용접시편 속으로 함입(indentation)되는 현상이 전류가 흐르는 경로

를 짧게 해 주어 이로 인하여서도 저항이 감소한다. 동저항의 최대점인 b점은 온도가 안정되기 시작하는 점이며 용융부가 점차 커지고 용접시편의 접촉면이 계속 넓어지면서 동저항은 감소하기 시작한다. 구간 V에서는 b점을 넘어서부터 용접시편 접촉부에서의 용융부가 계속 성장하면서 접촉면이 계속 넓어지기 때문에 동저항은 감소한다. 용접 사이클이 필요이상으로 증가되거나 용접전류가 너무 큰 경우에는 용융부가 확산되며 주위의 고체상태인 용접시편이 전극 가압력을 더이상 지탱하지 못할 때에는 용출현상(expulsion)이 일어나므로 이때에는 동저항이 급격히 감소한다.

여러 용접조건에서 구해진 동저항(dynamic resistance)신호의 파형이 Fig. 4에 도시되어 있다. Fig. 4(a)는 열입력이 충분한 경우에 시편의 두께별로 동저항 신호의 파형을 도시한 것이며, 시편두께가 증가할수록 온도상승에 의한 bulk 저항 증가 효과와 용융부 성장에 따른 접촉저항의 감소효과가 상쇄되는 점(Fig. 3의 b점)이 용접 후반기로 이동함을 알 수 있다. 시편의 두께가 감소할수록 동저항의 낙차는 신속히 나타나며 짧은 용접시간의 설정으로도 충분한 용융부를 얻을 수 있음을 알 수 있다 Fig. 4(b)에는 동일한 시편두께에서 열입력 변화에 따른 동저항 신호의 파형이 도시되어 있다. 열입력이 충분한 경우 큰 폭의 동저항 낙차가 얻어지나 불충분한 경우는 용융부가 충분히 성장하지 못하여 동저항 낙차가 적은것을 알 수 있다. 이같은 현상들은 Fig. 3에 도시된 저항 점용접의 구간

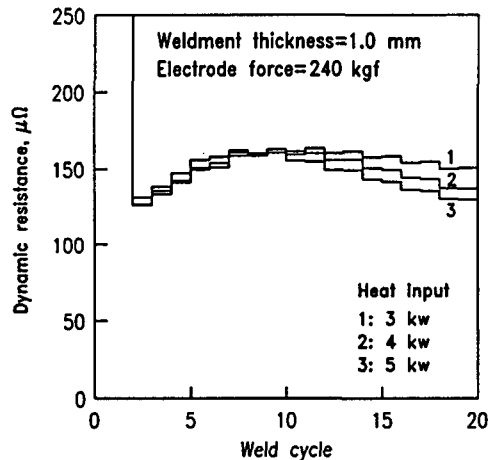
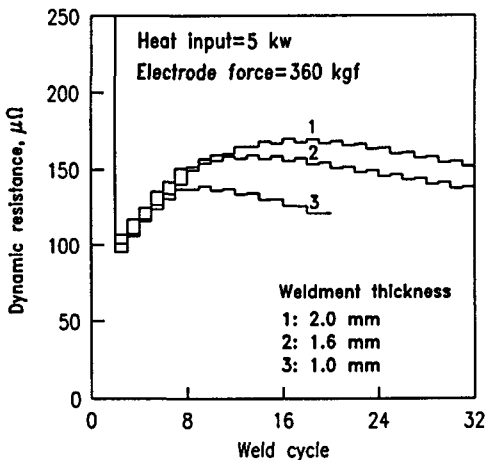


Fig. 4 (a) Experimental dynamic resistance signal for various weldment thickness

(b) Experimental dynamic resistance signal for various heat input

별 특성이 용접조건의 변화에 민감하게 반응하여 용융부 형성에 영향을 주기 때문이다.

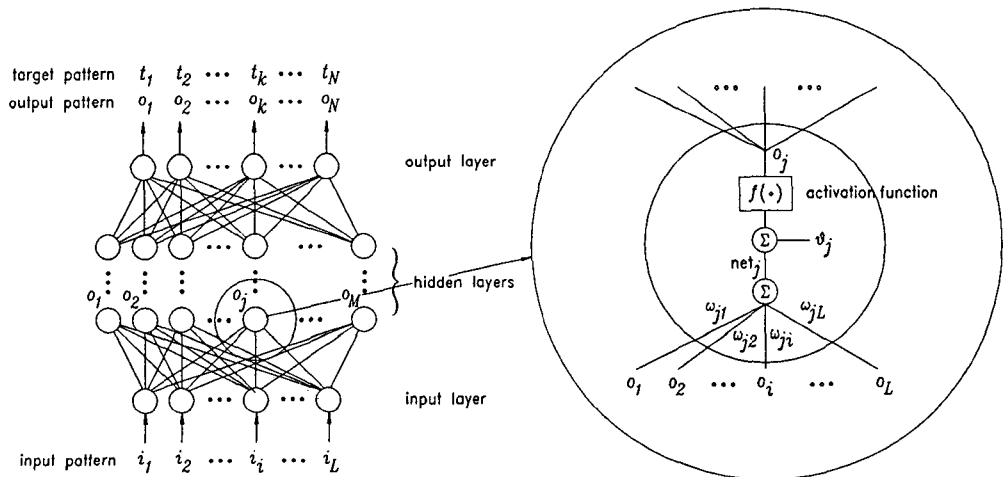
이상의 현상을 고찰해 보면 동저항의 파형(shape pattern)은 실제 용접부위에 가해진 열 에너지와 그 결과 형성된 용융부(nugget)의 크기에 대한 중요한 정보이므로 동저항의 패턴(pattern)으로부터 용접질을 추정할 수 있다. 따라서 동저항 변화의 신호를 받아서 용융부의 크기, 곧 용접질을 정량적(quantitatively)으로 추정할 수 있는 인공신경회로망을 본 연구에서는 구성하였다.

3. 인공신경회로망을 이용한 용융부 크기의 추정

인공신경회로망을 구성하여 운용하는 방법은 크게 학습단계(learning or training stage)와 생산단계(production stage)로 나뉘어 진다. 학습단계(learning stage)에서는 일련의 입출력 패턴이 공급되고 이에따라 인공신경회로망에서 함수관계(mapping)가 규명된다. 주어진 입력패턴으로 출력패턴이 계산된 후 실제 주어진 출력패턴과의 오차에 따라 각각의 함수의 가중치(weight)가 학습 알고리즘에 따라 조절되며 학습이 계속된다. 오차가 허용범위내에 들어오면 학습이 종료되고 인공신경회로는 현재의 입출력 사이의 함수관계를 기억한다. 생산단계(production stage)에서는 위에서 설정된 가중치들을 이용하여 새로 유입된 입력패턴

로부터 원하는 출력패턴이 계산된다. 본 연구에서는 학습단계에서 실험을 통해서 얻어진 동저항 변화 신호를 입력패턴으로 하고, 각 경우에 해당하는 용융부 크기(시편 파괴점사로 측정하여 얻어진 용융부 크기의 data)를 출력패턴으로 하여 인공신경회로망이 반복적으로 이들 사이의 관계를 오차가 줄어드는 방향으로 매핑해 나간다(Fig. 6a). 이렇게 학습단계가 끝나면 인공신경회로망의 각 절점(node)에는 고유의 가중치(weight)가 최종적으로 결정되며, 이는 컴퓨터의 기억장치에 기억된다. 생산단계에서는 실제 용접공정에서 감지되는 각 신호를 컴퓨터에서 입력 받아, 앞서 구성된 인공신경회로망에 신호파형을 입력패턴으로 입력시킴으로써 용융부의 크기가 순간적으로 추정되는 실시간 추정이 이루어 진다. 본 연구에서는 학습단계에서 오차가 줄어드는 방향으로 반복학습이 가능한 인공신경회로망의 피이드 백 학습 알고리즘인 generalized delta rule⁽⁹⁾을 사용하였다.

인공신경회로(artificial neural networks) 이론은 생체의 신경조직(biological nerve system)을 단순화 시킨 모델에 기초를 두며 인공신경회로는 상당히 많은 서로연결된 기초연산자(elementary processor)들로 이루어 진다. 이러한 기초 연산자들은 단지 간단한 계산능력만 가지고 있으나 서로 유기적으로 연결되어 있으므로 입력신호(input)와 출력신호(output) 사이의 복잡한 함수관계(mapping)을 구현시킬 수 있다. 특히 이 함수관계가 심



(a) Multilayer perceptron architecture

(b) Detailed schematic diagram of a processing element

Fig. 5 Schematic diagram of artificial neural network estimator for nugget size

한 비선형 특성을 가질때 상당히 효과적으로 본 인공신경회로 이론을 적용할 수 있는 것으로 알려져 있다.^(9~11) 본 연구에서 사용된 인공신경회로(artificial neural networks)는 보통 범용으로 널리 사용되는 semi-linear feedforward net^(9~11)로서 실제 용접공정에서 실시간 측정이 불가능한 용융부의 크기를, 용접도중 측정된 용접변수들을 입력패턴으로하여 생산단계(production stage)에서 추정되는 아직 연구보고되지 않은 새로운 추정기법이다.

인공신경회로는 Fig. 5(a)에 표시된 것처럼 각 층 내에 배열된 수많은 절점들로 구성된다. Fig. 5(b)에서 볼 수 있는 바와 같이 입력층(input layer)의 절점을 제외하고는 모든 절점으로의 입력은 전단계(prior layer) 절점에서의 출력의 가중합(weighted sum)임을 알 수 있고 각각의 절점은 각각의 입력에 대하여 활성화 함수(activation function)와 절점의 기저(bias)값에 민감하게 변하며 동작한다. j 층의 어떤 절점에 유입되는 순 입력은

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

여기서 W_{ji} 는 i 층과 j 층 사이의 가중치이다. j 절점의 출력은

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

여기서 f 는 활성화 함수이며, 본 연구에서는 시그모이드 함수(sigmoidal function)⁽⁹⁾를 사용하였다.

학습단계에서는 Fig. 6(a)에 도시된 바와같이 용접도중 샘플링된 동저항 신호파형인 입력패턴 벡터, $\{i_{pi}\}$ 가 주어질 때 인공신경회로는 모든 연결고리(link)내의 가중치(weight)와 고유치(threshold)를 조절하여 시편 파괴검사를 통하여 얻어진 원하는 출력벡터인 $\{t_{pk}\}$ 에 가까워 지도록 학습이 시행된다. 이 과정이 완료되면 또다른 한쌍의 입력벡터, $\{i_{pi}\}$ 와 목표출력(target output)벡터, $\{t_{pk}\}$ 가 공급되고 위의 과정이 반복된다. 일반적으로 용접도중 샘플링된 동저항 값인 입력패턴 벡터와 가중치에 의해 추정된 용융부 크기인 출력, $\{o_{pk}\}$ 는 실제의 용융부를 파괴검사하여 측정된 용융부의 크기인 목표출력, $\{t_{pk}\}$ 와 같지 않음으로 각각의 pattern마다 다음의 오차가 정의될 수 있다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_N (t_{pk} - o_{pk})^2 \quad (3)$$

여기서 N 은 출력패턴의 수이다. 모든 입·출력

패턴의 쌍(pair)에 대해서 전체 시스템의 평균오차(average system error)는 P 를 학습단계에서 사용된 입·출력패턴 쌍(pair)의 수라 할때

$$E = \frac{1}{2P} \sum_P \sum_N (t_{pk} - o_{pk})^2 \quad (4)$$

학습 알고리즘으로서 Generalized Delta Rule⁽⁹⁾은 각 패턴별 학습에서의 오차, E_p 가 가장 신속히 감소되도록 가중치의 증가율, ΔW_{kj} 를 변화시키는데 수렴성을 보장하기위해 보통 다음과 같이 학습율, η 를 도입하여

$$\Delta W_{kj} = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial W_{kj}} \quad (5)$$

다음과 같이 δ_k 를 정의하면

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} \quad (6)$$

$$\Delta W_{kj} = \eta \delta_k o_j \quad (7)$$

각각의 패턴에서 식(7)으로 가중치의 증가율이 계산되며 전 패턴에 대한 가중치의 증가는 이것들의 총합으로 계산되며 반복학습을 수행해 나갈때 식(5)의 학습율, η 가 크면 학습이 신속히 이루어 지나 진동(oscillation)을 수반하게 되므로 이를 방지하고자 관성율, α 를 도입하면

$$\Delta W_{ji}(n+1) = \eta(\delta_j o_i) + \alpha \Delta W_{ji}(n) \quad (8)$$

여기서 n 은 반복회수를 의미한다. 반복이 수행될 때마다 식(8)에 의하여 다음 단계의 가중치가 계산되고 그때의 가중치를 이용하여 출력이 피이드포워드(feed forward)방식으로 계산된다. 학습시 목표출력과 실제 계산된 출력의 차이량에 따라 가중치가 수정되며 위의 과정을 계속하다가 시스템의 총 오차가 허용범위내에 들면 학습단계가 종료되고 현재의 입·출력패턴의 전달특성(transfer 또는 mapping characteristics)이 인공신경회로에 가중치의 형태로 저장된다(Fig. 6a).

이상의 과정을 거쳐서 학습단계가 종료되면 인공신경회로의 가중치에 동저항의 파형을 단순히 통과 시킴으로 용융부를 실시간 추정하는 생산단계의 운용이 가능해진다. 즉, 컴퓨터의 기억장치에 기억되어있는 인공신경회로망에 실제 용접공정에서 감지되는 동저항 신호를 패턴으로 입력받아 용접이 끝난 직후에 용융부의 크기를 추정할 수 있다.

4. 실험

본 연구에서는 용량이 50 kVA인 공기압 작동식의 저항점용접기를 사용하여 실험했으며, 이 용접기에는 공기압 조절기가 부착되어 전극 가압력을 조절할 수 있고 타어머로는 가압시간(squeeze time), 용접 시간(weld cycle), 유지 시간(hold time) 및 용접전류를 각각 조절할 수 있다. 전극

은 연강판, 저합금강, 스테인레스, 저전도 구리 및 니켈합금등의 저항 점용접에 적합한 RWMA class II에 해당하는 재질인 Cu-Cr 봉을 tapered-flat한 형태로 가공하여 사용하였다(Fig. 1에서 $d_e=5$ mm, $d_o=16$ mm, $L=50$ mm). 용접 시편은 1.0 mm, 1.6 mm, 및 2.0 mm의 세가지 종류를 사용하였고, 가압력은 240 kgf, 360 kgf, 및 480 kgf로 변화시키며 용접하였고, 용접 전류는 3 kW, 4 kW, 5 kW로 변화시켜가며 비교적 광범위한 조건하에서

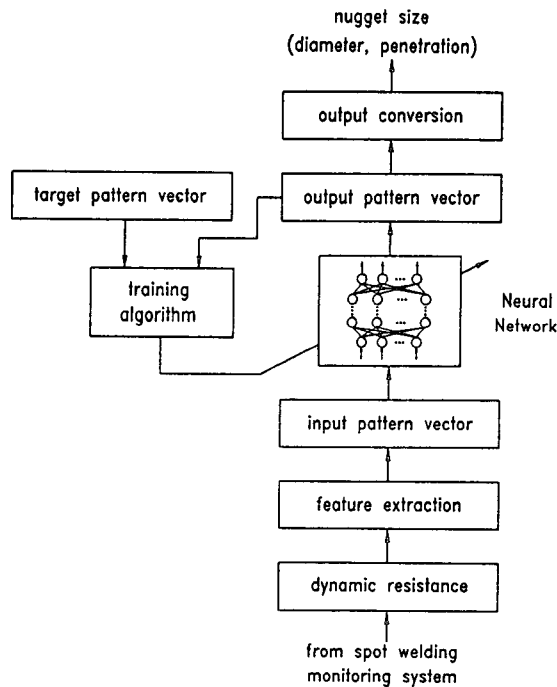


Fig. 6 (a) Block diagram of the training and estimation procedure for nugget size using artificial neural networks

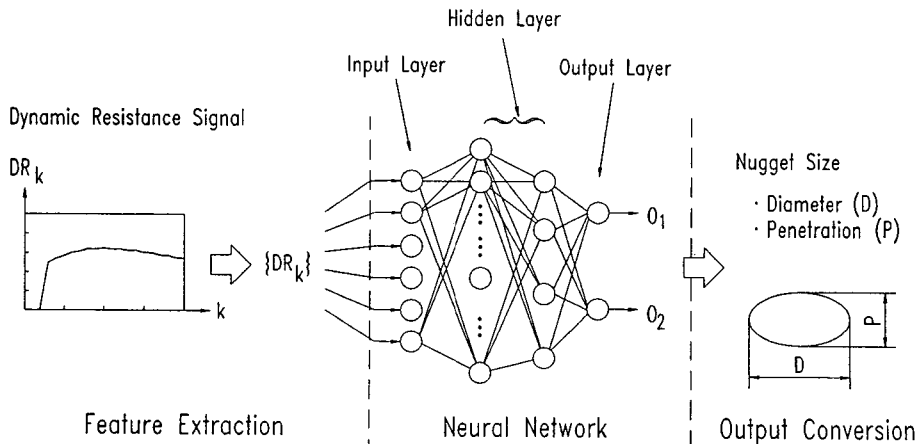


Fig. 6 (b) Estimation procedure for nugget size using artificial neural networks

실험을 시행했다. 이때 각 용접변수들(system parameters)은 다음의 장비들을 사용하여 측정하였다.

먼저 동저항은 Miyachi사의 모델 MM-326B 형 웰드체커(Weld Checker)를 사용하여 각각 반 사이클(half cycle) 별로 용접전류가 토로이드 코일을 통해서, 전극 양단의 전위차가 전극 픽업단자로 측정되며 동저항치는 Ohm의 법칙($V=IR$)을 이용하여 산출해냈다.

용접실험이 끝난 시편들은 각각의 조건 및 회수에 따라 일련번호를 부여하여 용접부 중앙을 절단한 다음 마운팅(mounting), 폴리싱(polishing), 및 에칭(etching) 작업을 통해 나타난 절단부의 조직을 금속 현미경으로 관찰, 용융부 크기를 측정한다.

이렇게 얻은 데이터를 용접 공정변수인 동저항 변화신호는 입력패턴으로, 용융부의 크기는 출력패턴으로 하여 인공신경회로망을 학습시킨다. 인공신경회로망의 중간층(hidden layer)은 각각 10개와 6개의 절점을 가지는 두개층으로 구성하는것이 가장 신속히 학습이 이루어지며 추정오차 또한 작아짐을 시행착오를 통해 알 수 있었다(Fig. 7).

3절에 설명된 바와같이 용접도중 샘플링된 동저항 변화의 신호를 입력패턴 벡터로 그리고 각 패턴에 해당하는 용융부의 직경과 깊이를 목표패턴 벡터로 하여 인공신경회로를 학습시키는 과정이 Fig. 6a에 도시되어 있다. Fig. 6b는 Fig. 6a에서의 단계를 모두 거친 후 생산단계로 운용되는 과정이 간

략하게 표시되어 있다.

본 연구의 계산과정에서 최적치로 선정되어 사용된 3절의 식(8)의 파라미터는 다음과 같다.

학습률(learning rate), $\eta=0.7$

관성률(momentum rate), $\alpha=0.5$

중간층 수(number of hidden layer)=2

제1중간층의 절점수(node number of hidden layer 1)=10

제2중간층의 절점수(node number of hidden layer 2)=6

최대 반복학습 횟수(number of maximum iteration)=200000

최대 시스템 평균오차(maximum average system error)=0.001

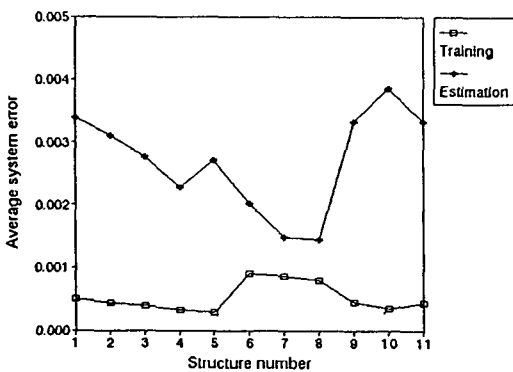
생산단계에서는 학습시 기억된 가중치를 이용하여 실제 용접시 감지되는 공정변수의 파형을 입력받아 용접질을 추정해 보았으며, 이를 시편 파괴검사로 얻어지는 실측치와 비교, 분석하였다.

5. 결 과

본 연구에서는 용접질을 추정하기 위해 인공신경회로망 추정기에 가해지는 입력신호를 두가지 방법으로 분류해서 사용하였다. 즉, 용접공정중의 동저항의 변화를 서론에서 언급했듯이 동저항의 상승(ΔR_1), 동저항낙차(ΔR_2), 최대치(R_{max})로 나타내며 여기에 용접시간(weld cycle)의 정보를 추가하여 이들을 입력패턴으로 용접질을 추정하는 방법 이외에 동저항의 파형 자체를 각각 입력패턴으로 인공신경회로망 추정기를 구성했다. 두가지 방법 모두 기존의 추정기법보다 한층 진보된 결과를 얻었다. 본 절에서는 먼저 기존의 추정기법이 안고있던 문제점을 분석해보고 본 연구를 통해서 얻은 결과를 본 방법별로 비교, 검토한다.

5.1 기존의 추정기법과 문제점

기존의 추정기법은 동저항 낙차등의 단편적 정보와 용융부 크기와의 관계를 다항식의 계수를 조절하여 구성한 리그레션(regression) 방법이 주류를 이룬다.^(3,8) 그러나 대부분의 결과가 용접 시스템의 비선형성 때문에 한정된 조건내에서만 성립하는 등의 어려움을 보였다. 따라서 광범위한 용접조건에서는 이러한 기법은 효력을 상실하게 된다. 이를

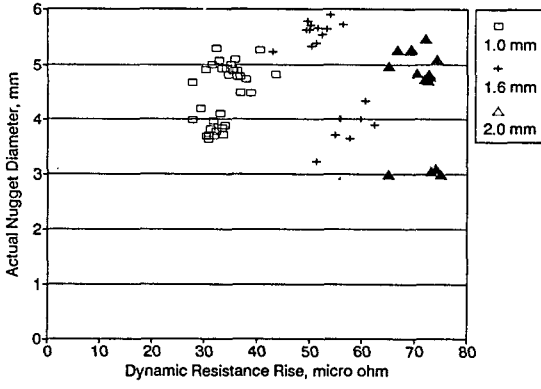


	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Number of Hidden Layers	3	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2
Number of Nodes	19, 4, 2	6	8	10	12	10, 2	10, 4	10, 6	10, 8	10, 10	10, 12

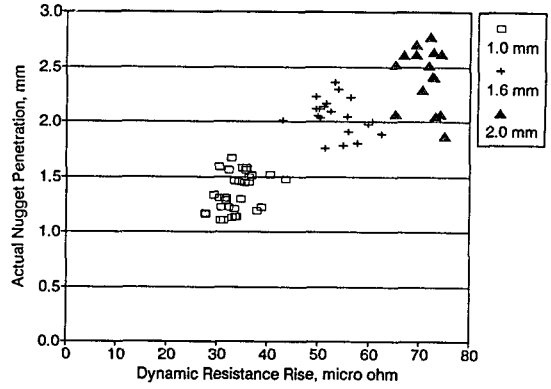
Fig. 7 Training and estimation error for various structures of hidden layer

뒷받침하는 Fig. 8, Fig. 9에 도시된 바와 같이 공정변수(X축) 하나에 값에 대응하는 용융부 크기가

다른 공정변수값에서도 대응이 되는것을 알 수 있다. Fig. 8, Fig. 9에서는 용접공정을 대표하는 것

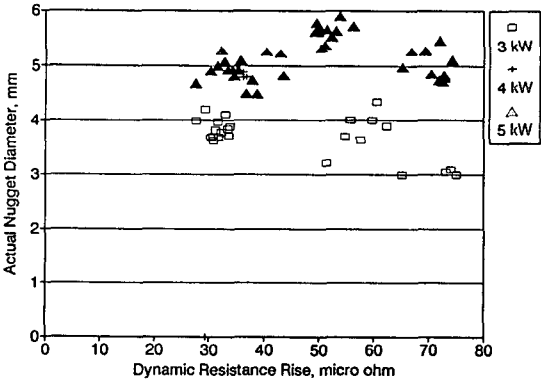


(a) Nugget diameter

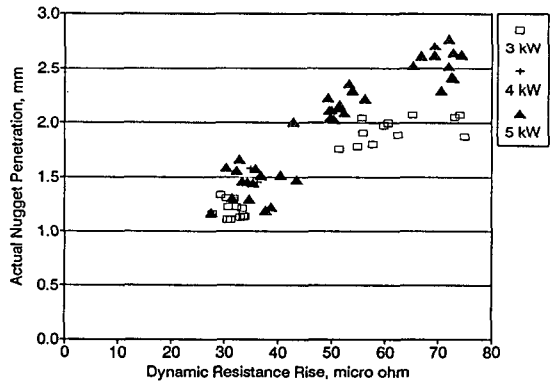


(b) Nugget penetration

Fig. 8 (a) Dynamic resistance rise v.s. nugget size for various weldment thickness

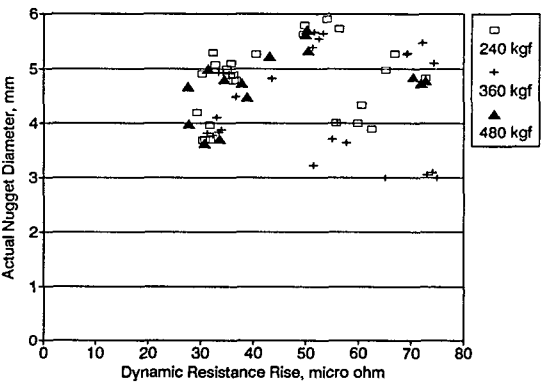


(a) Nugget diameter

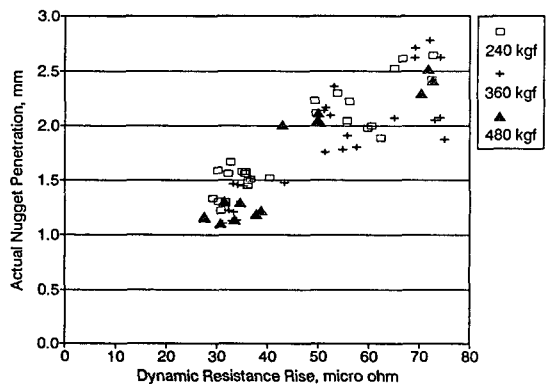


(b) Nugget penetration

Fig. 8 (b) Dynamic resistance rise v.s. nugget size for various heat input



(a) Nugget diameter

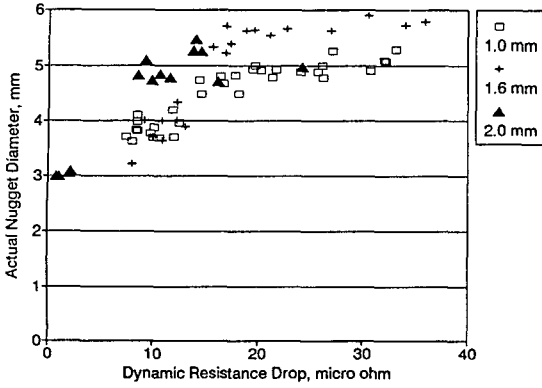


(b) Nugget penetration

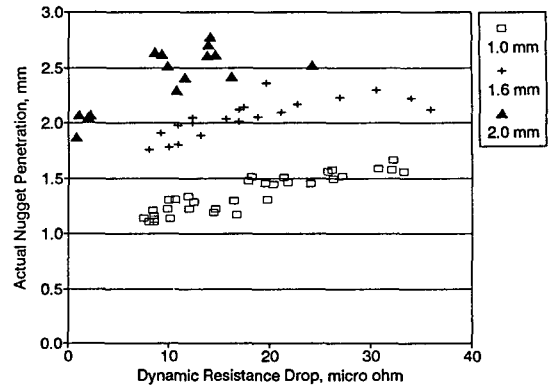
Fig. 8 (c) Dynamic resistance rise v.s. nugget size for various electrode force

으로 알려진 공정변수들(dynamic resistance rise 및 drop)과 용융부 크기와의 상관도를 서로 다른

용접조건들을 기준으로 구분하여 나타내었다. Fig. 8에서는 동저항의 상승치(ΔR_i)와 용융부 크기와의

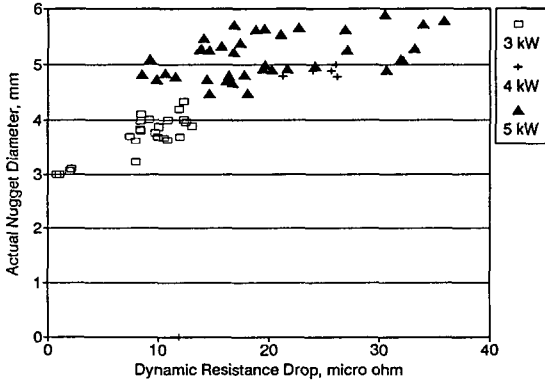


(a) Nugget diameter

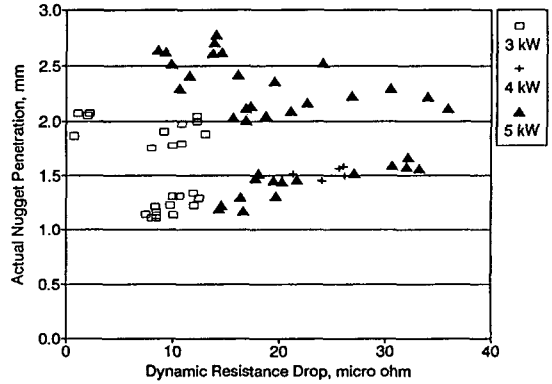


(b) Nugget penetration

Fig. 9 (a) Dynamic resistance drop v.s. nugget size for various weldment thickness

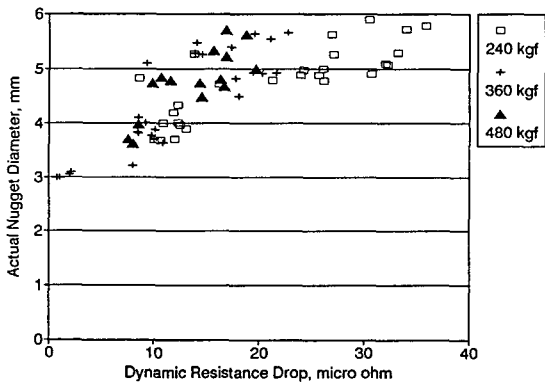


(a) Nugget diameter

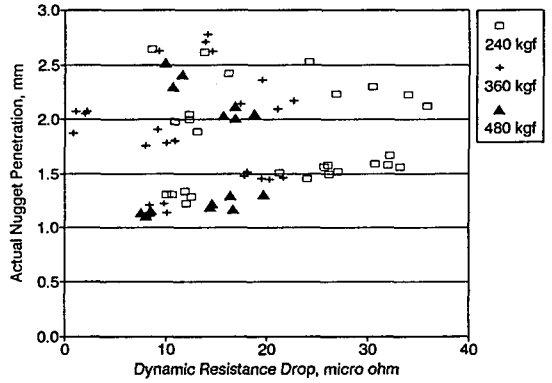


(b) Nugget penetration

Fig. 9 (b) Dynamic resistance drop v.s. nugget size for various heat input



(a) Nugget diameter



(b) Nugget penetration

Fig. 9 (c) Dynamic resistance drop v.s. nugget size for various electrode force

상관도를 표시해 본 것이며, 동일한 ΔR_1 값에 대하여 시편두께(Fig. 8a) 및 열입력(Fig. 8b), 전극가압력(Fig. 8c)이 달라지면 상이한 용융부가 얻어짐을 알 수 있다. Fig. 9는 동저항의 낙차치(ΔR_2)에 대한 상관도 그래프이며 동저항 상승의 경우와 유사한 경향을 보인다. 동저항의 상승에 대한 용융부 크기를 나타내는 Fig. 8a로부터는 시편두께에 따른 동저항의 상승치의 범위를 알 수 있고, Fig. 9a에서도 동저항 낙차의 변화에 따른 용융부의 크기변화가 시편두께에 영향을 받음을 확인할 수 있다. 시편의 두께별로 이러한 특성을 나타내는 이유는 2절에서 설명했듯이 동저항의 상승은 시편의 온도상승에 기인한 체적저항의 증가가 지배적으로 반영된다는 물리적 해석이 가능하므로 동저항 상승의 폭이 시편의 두께에 제약을 받음을 알 수 있고(Fig. 8a), 동저항의 낙차는 이미 용융이 시작된 이후에 용접이 끝날 때까지의 용융부 직경(diameter)의 성장이 진행되는 과정과 주로 관련이 있기 때문이다(Fig. 9a).

위의 그림에서 나타나는 일반적인 경향은 동저항 상승치인 ΔR_1 은 용융부의 깊이(penetration)와, 동저항 낙차인 ΔR_2 는 용융부의 직경(diameter)과 상관도가 양호함을 알 수 있다. 현재까지의 연구^(1~8)에서는 용융부 직경의 추정기법에 국한된 결과가 보고되고 있으나 실제로 용접강도를 나타내는데는 용융부의 깊이도 용융부의 직경못지않게 중요한 파라미터이다. 만약 용융부의 직경은 충분히 형성됐지만 용융부의 깊이가 미약하게 형성된다면 이는 작은 힘에 의해서도 용접부가 파손되는 결과(stuck weld)를 초래한다. 따라서 용접직후 용융부의 직

경뿐만 아니라 깊이를 동시에 추정할 수 있는 기법이 최근의 산업현장에서 요구되고 있다.

이전의 연구⁽⁸⁾에서는 각 파라미터들과 그 경우의 용융부 크기 사이에 성립하는 수학적인 관계식은 심한 비선형성(nonlinearity) 때문에 구할 수 없었으나 본 연구에서 표시한 인공신경회로를 이용한 용융부 추정방법은 용접수행시 측정 가능한 동저항을 체계적으로 분석하여(feature extraction) 파형을 지배하는 각 층에서의 가중치를 변화시키며 반복학습하여 함수관계를 규명하기 때문에 보다 정확하고 충분히 응용가능한 기법이라 생각된다. 전술한 용접 시스템의 비선형성을 극복하고 광범위한 용접조건에서 범용적으로 사용할 수 있는 추정 기법의 개발이 본 연구의 핵심이며 인공신경회로망을 도입하여 용접질을 추정한 결과는 다음과 같다.

5.2 인공신경회로망을 이용한 용융부 추정결과

Fig. 10과 Fig. 11에는 3절에서 설명된 과정을 거쳐 동저항의 상승(dynamic resistance rise; ΔR_1)과 동저항의 낙차(dynamic resistance drop; ΔR_2)를 용융부의 추정에 이용한 결과가 도시되어 있다. Fig. 10에서는 추정의 결과가 Fig. 11에 비하여 좋지 않은것을 볼 수 있다. 그 이유는 단지 상대적인 값인 ΔR_1 , ΔR_2 만을 추정에 이용하였기 때문이고 여기에 동저항의 최대치(R_{max})를 추가하여 보다 정확해진 추정결과를 확인할 수 있다(Fig. 11). 이는 용접시편의 체적저항과 관련된 동저항의 최대치가 입력패턴에 포함됨으로써 시편두께에 따른 저항변화의 특성이 고려되었기 때문이다. 이러한 결과는 동저항 낙차 및 상승과 용접질과의 비선

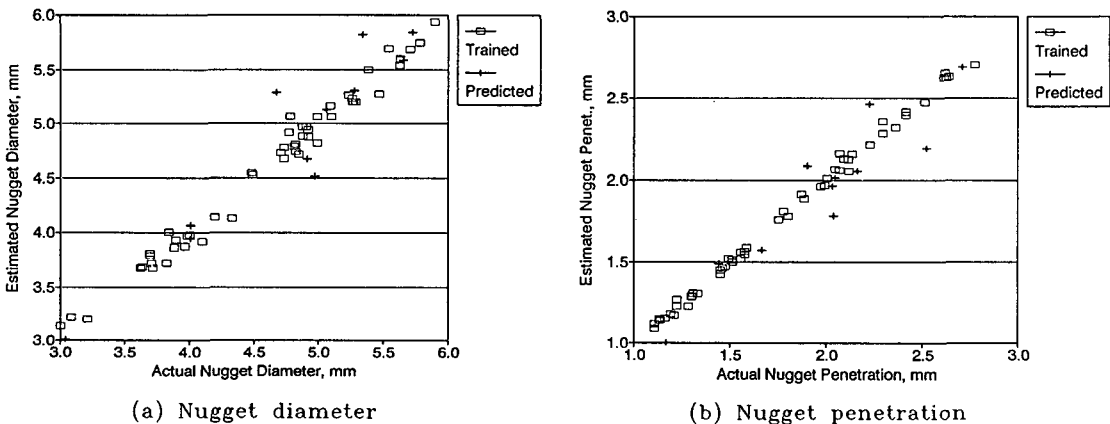
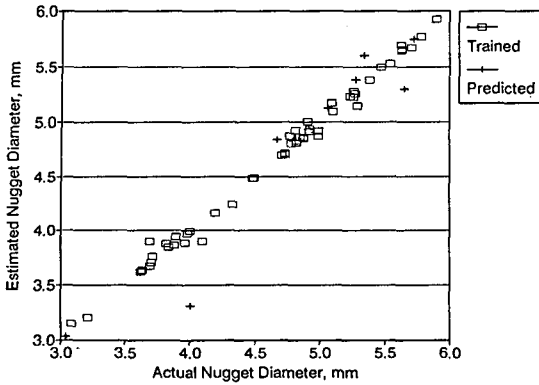
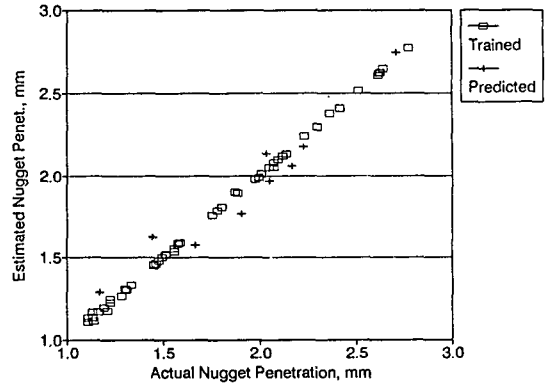


Fig. 10 Estimation v.s. actual nugget size. (Training with ΔR_1 , ΔR_2)

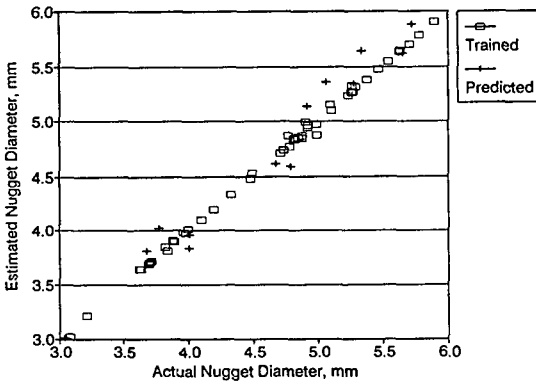


(a) Nugget diameter

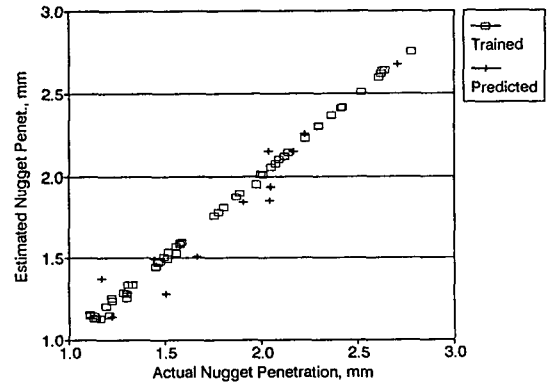


(b) Nugget penetration

Fig. 11 Estimation v.s. actual nugget size. (Training with ΔR_1 , ΔR_2 , R_{max})

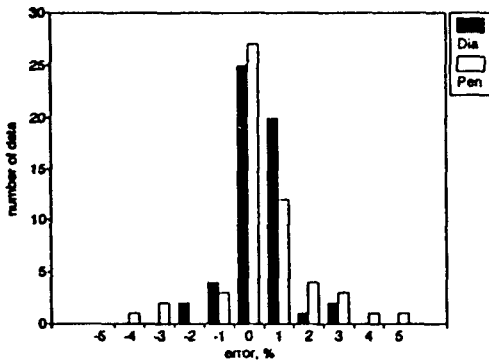


(a) Nugget diameter

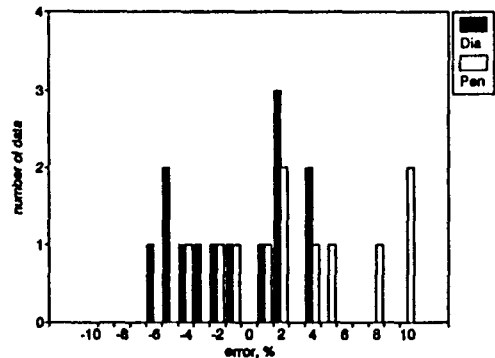


(b) Nugget penetration

Fig. 12 Estimation v.s. actual nugget size. (Training with R pattern)



(a) Training phase



(b) Production phase

Fig. 13 Distribution of estimation errors. (Training with R pattern)

형 관계를 단적으로 나타내 주는 좋은 예가 된다.

Fig. 12에는 동저항 신호(dynamic resistance signal; R)를 인공신경회로망에 패턴으로 받아들여 용접질을 추정된 결과가 표시되어 있다. Fig. 13은 이때의 추정오차분포를 표시한 것이다. 이 방법을 사용하였을 때에는 Fig. 10과 11의 경우보다 추정 오차가 줄어드는 것을 볼 수 있다. 그 이유는 전자가 용융부 추정에 사용하기 위한 인공신경회로망에 입력되는 입력패턴이 용접도중 동저항 변화를 간단히 표현할 수 있는 몇가지 대표적인 값(ΔR_1 , ΔR_2 , R_{max})으로 단순화 하였지만 후자의 방법은 동저항의 신호파형 자체를 입력패턴으로 사용하였기 때문이다.

이상의 결과에서 동저항 상승은 용융부의 깊이와, 동저항의 낙차는 용융부 직경과 상관도가 있음을 Fig. 8과 Fig. 9의 고찰로 알 수 있었고, 이와 같은 단편적인 정보만으로는 정확한 추정이 어려웠지만 동저항의 파형자체를 추정에 이용하였을 때 용융부 직경은 5퍼센트 이내에서 추정 가능함을 알 수 있었다. 특히 본 결과는 실제 산업현장에서의 박판이 음공정에서 주로 사용되는 용접조건들을 망라한 범용성이 있는 추정기법이므로 조건이 변화함에 따라 추정을 위한 경험식등을 다시 설정하여야 하는 번거로움이 없는 경제적이고 효과적인 방법이라 생각된다.

6. 결 과

본 연구에서는 실제 용접도중 실시간 측정이 불가능한 용융부의 크기를 추정하는 인공신경회로망을 이용한 용접질 감시 시스템을 개발하였다. 용접도중 측정된 동저항신호를 입력패턴으로, 실제 용융부의 크기를 출력패턴으로 하여 인공신경회로망을 학습시켜 입·출력 패턴사이의 비선형 함수관계를 규명하였고, 이를 이용하여 실제 용접시 측정된 동저항 신호만으로 광범위한 용접조건에서의 용융부 크기를 추정할 수 있는 비파괴 용접질 검사방법을 제시하였다. Fig. 12에 도시된 결과를 검토해 보면 현재까지 보고된 연구결과^(1~8)에서 제안된 어떠한 방법보다 정확하게 용융부를, 추정오차가 용융부의 직경은 5퍼센트, 깊이는 10퍼센트 이내에 분포하며, 이는 현재 용융부 추정을 위한 계측 시스템에서 오차가 약 5퍼센트 이내이면 현실적으로 타당성이 있는 것으로 평가되고 있으므로, 이를 사

용하여 용접질 추정의 범용성을 향상시킨 진보된 온라인(on-line) 용접질 감시시스템을 구성하면 산업현장에서 품질의 향상 및 생산성의 향상에 큰 기여를 할 것으로 기대된다. 특히 균일한 용접질을 보장하기 어려운 저항 점용접 시스템을 효과적으로 제어하여 안정된 용접결과를 얻을 수 있는 용접질 감시 및 제어 시스템에 본 연구의 결과가 효과적으로 이용되리라 기대된다.

참고문헌

- (1) Gedeon S.A., Sorensen C.D., Ullrich 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) The Welding Institute, 1977, "Resistance Welding Control and Monitoring," Cambridge.
- (3) Chang H. S. and Cho H.S., 1987, "Estimation and Control of the Weld Nugget Size in Resistance Spot Welding Processes", *Sensors for Manufacturing*, PED-Vol. 26, American Society of Mechanical Engineers, Book No, g00405, New York, pp. 215~227.
- (4) Gould J. E., 1987, "An Examination of Nugget Development During Spot Welding, Using Both Experimental and Analytical Technique," *Welding Journal*, January, pp. 1s~10s.
- (5) Rokhlin S.I. and Adler L., 1985, "Ultrasonic Evaluation of Spot Welding Quality," *Welding Journal*, Jul., pp. 191s~200s.
- (6) Owusu-Ofori S.P. and Wu S. M., 1983, "Signature Analysis of Contact Voltage of Resistance Welds," *Welding Journal*, pp. 185s~189s.
- (7) Cho Y. J. and Cho H.S., 1985, "A Study on the Electric Conductance of Resistance Spot Welds," *Mechanics Research Communications*, Vol. 12(6), pp 327~332.
- (8) Chang H.S., 1989, "In-Process Monitoring and Control of Weld Nugget Geometry for Resistance Spot Welding Process," Ph. D. Thesis, KAIST.
- (9) Pao, Yoh-Han, 1989, "Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks," Addison-Wesley

- Publishing Company, Inc., N.Y.
- (10) Patrick K. Simpson, 1990, "Artificial Neural System," Pergamon Press, N.Y.
- (11) Nelson, Marilyn McCord and Illingworth, W T., 1991, "A Practical Guide to Neural Nets," Addison-Wesley Publishing Company. Inc.