

# 신경회로망을 이용한 용접잔류응력 예측 및 최적의 용접조건 선정에 관한 연구

차용훈<sup>†</sup> · 이연신<sup>\*</sup> · 성백섭<sup>\*\*</sup>

조선대학교 기계공학부 · <sup>\*</sup>송원대학 자동차과 · <sup>\*\*</sup>목포대학교 기계공학부  
(2001. 8. 31. 접수 / 2001. 12. 6. 채택)

## A Study on the Prediction of Welding Residual Stresses and the Selection of Optimal Welding Condition using Neural Network

Yong-Hoon Cha<sup>†</sup> · Youn-Sin Lee<sup>\*</sup> · Back-Sub Sung<sup>\*\*</sup>

Department of Mechanical Engineering, Chosun University · Department of Automobile Engineering, Songwon College

<sup>\*\*</sup>Department of Mechanical Engineering, Mokpo National University

(Received August 31, 2001 / Accepted December 6, 2001)

**Abstract :** In this study, it is developed that the system for effective prediction of residual stresses by the back-propagation algorithm using the neural network. To achieve this goal, the series experiment were carried out and measured the residual stresses using the sectional method. Using the experimental results, the optional control algorithms using a neural network should be developed in order to reduce the effect of the external disturbances during GMA welding processes. Then the results obtained from this study were compared between the measured and calculated results, weld quality might be controlled by the neural network based on backpropagation algorithm.. This system can not only help to understand the interaction between the process parameters and residual stress, but also improve the quantity control for welded structures.

**Key Words :** backpropagation, residual stress, hidden layer, target value, neural network, sectioning method, finite element method

### 1. 서 론

용접이음은 영구적으로 금속부재를 접합하기 위한 가장 경제적이고 효율적인 방법으로 이음효율 상승, 중량경감, 공정수 감소 및 유밀성·기밀성 등의 장점이 있어 구조물, 차량, 조선, 압력용기, 항공기, 수송기계 및 산업분야 등의 수리와 생산공장에서 광범위하게 사용되고 있다.<sup>1)</sup> 이러한 용접부에 잔류응력의 발생은 오래 전부터 해결하여야 할 중요한 요인으로 고려하여 왔으며, 이와 관련하여 많은 연구자들은 용접시에 발생한 잔류응력의 해석 및 측정방법에 관하여 연구가 진행되어 왔다. 두꺼운 모재판을 길이방향으로 용접하고, 이 방향으로 게이

지를 부착하여 판을 직각방향으로 절단하면서 깊이 에 따른 3축 방향의 잔류응력 상태를 측정하는 응력이완법이 개발되었고, Hole-Drilling방법을 이용하여 효과적인 잔류응력 측정법도 제시되었다.<sup>2~8)</sup> 그러나 이러한 측정방법은 측정에 따른 시간, 비용 및 제품의 손상 등의 면에서 측정에 어려움이 뒤따른다. 그래서 간접측정방법의 응용계측법이 새로이 제시되고 있다. 그 중에서 인공신경회로망을 이용한 용접 이음재의 측정에 관한 해석은 국내의 여건 및 기술적인 면에서 미진한 상태이며 단지 용접분야에 신경회로망을 적용할 수 있는지 가능성을 점검하는 수준이다. 현재까지 용접잔류응력과 공정변수들 사이의 관계에 관한 최적조건의 정립화에 관한 연구는 아직도 미흡하다 하겠다.<sup>9~12)</sup>

따라서 본 연구에서는 용접공정에서 용접중 발생하는 여러 가지 외란의 영향에 의한 잔류응력을 최

<sup>†</sup>To whom correspondence should be addressed.  
yhcha@mail.chosun.ac.kr

소화하는 기술을 신경회로망을 이용하여 최적의 제어 알고리즘을 개발하고, 추가적인 실험을 통하여 측정된 잔류응력 실험치와 비교하여 나온 데이터를 인공신경회로망을 도입, 최적의 용접 공정변수를 예측하고자 한다.

## 2. 실험

### 2.1. 시험편

실험에 사용된 재료는 고장력강 판재로서 두께 12 mm인 BV-AH32강(KR-RA32, ABS-AH32)으로 현재 선박구조물에 주로 사용되고 있다. 시험편을 압연방향으로 채취한 후 시험편 규격 KS B 0801 13A에 준하여 인장시험편을 제작하고 실험을 실시하였다. 기계적 성질은 Table 1과 같다.

시험편 크기는 용접시 용접부의 역학적 조건 및 시험편이 수축, 팽창의 영향을 받지 않는(무한평판의 역학적 조건) 최소의 크기로 선정하였으며, 시험편 판재를 절단한 후 절단면 및 개선탄을 밀링으로 가공하였으며, 12×150×200(mm)인 두개의 판을 맞대기 용접하여 시험편을 제작하였다.

용접봉은 고려용접봉(주) 고장력강용인 Solid-SM-70 6type이고, 직경 1.2mm를 사용하였다. 용접방법은 GMA용접을 하고 보호가스를 Ar 80%, CO<sub>2</sub> 20%를 사용하였으며, 팁 높이는 15mm, 토치 각도는 90°로 하였다.

또한 용접을 하기 전에 시험편의 밑면에 가접인 Sealing bead를 140(A)×20(V)×22cm/min로 하였다. Fig. 1은 용접시험편의 층수를 보여주는 그림이고, Table 2와 같이 용접조건에 따라 시험편의 종류를 제작하였다.

### 2.2. 용접잔류응력 측정

용접한 시험편은 단면절단법을 사용하여 용접잔류응력값을 측정하였다. 측정에 사용한 시험기는 포터블식인 MT-16A이며, 데이터 획득을 위하여 SAS 98 Software of residual stress analysis를 이용하여, National Instrument CO., LTD.의 데이터 획득 카드 Ni-

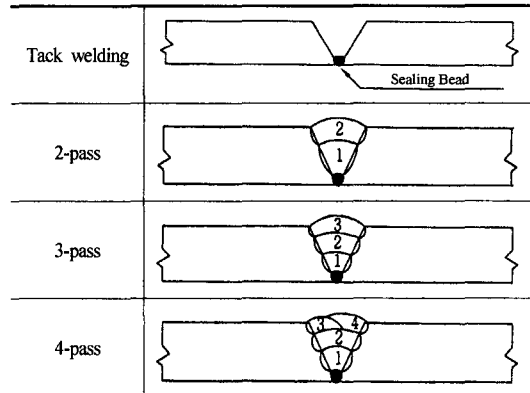


Fig. 1. The pass number of Welding specimen

Table 2. Welding condition of butt welding

Welding condition (A×V)	Welding speed (cm/min)	Weaving		Pass	Layer	Number of test specimen
		Width (mm)	Number (n/min)			
220×26	25			1	2	1
	25	11	45	2		
	25			1		2
	17	13	45	2		
	30	2	120	1	3	3
	30	7	100	2		
	30	11	60	3		
	30	2	120	1		4
	30	7	100	2		
	23	13	45	3		
	35	3	120	1	4	
	35	7	100	2		
	40	3	120	3		
	40	3	120	4		6
	35	3	120	1		
	35	7	100	2		
	32	5	80	3		
	32	5	80	4		

DAQ Capabilities인 PCMCIA를 장착하여, 인터페이스 한 다음  $\sigma_x$ ,  $\sigma_y$ 의 잔류응력값을 측정하였다. 스트레인게이지는 KYOWA ELECTRONIC INSTRUMENTS CO., LTD.에서 제작한 KFG-2-120-D 16-11 Type의 게이지(Gage Length : 1 mm, Gage Factor : 2.10, Gage Resistance : 120.2 ± 0.3 Ω)를 사용하였다.

Fig. 2는 시험편에 부착한 게이지로부터 3~5mm 떨어진 장소를 커팅함으로써 응력이 이완되 스트레

Table 1. Mechanical properties of BV-AH32 steel

Yield Strength (kg/mm <sup>2</sup> )	Tensile Strength (kg/mm <sup>2</sup> )	Elongation (%)	Young's Modulus (kg/mm <sup>2</sup> )
41.02	57.35	20	21,740

인을 측정하는 방법을 설명하고 있다. 스트레인 게이지는 표면의 응력성분을 측정하기 위한 것으로 세 방향의 미지의 응력성분을 구하기 위해 세 방향으로 다르게 부착하여 측정하며, 스트레인 게이지가 부착된 사각쿠폰은 균열표면 잔류응력  $\sigma_x$ ,  $\sigma_y$ ,  $\tau_{xy}$ 을 받고 있는 모재와 분리된다. Fig. 3은 단면절단법에서 표면잔류응력에 관한 단면측정의 원리를 나타낸 것으로 단면쿠폰 내에서 모든 잔류응력 성분은 단면으로부터 제거되고, 재료는 등방체이며, 선형탄성 구성조건을 만족한다고 가정하면 쿠폰표면에 대한 연속응력-변형률 관계는 평면응력 조건과 같게 된다.

$$\sigma_x = -\frac{E}{1-\nu^2}(\epsilon_x + \nu \epsilon_y)$$

$$\sigma_y = -\frac{E}{1-\nu^2}(\epsilon_y + \nu \epsilon_x)$$

$$\tau_{xy} = -\frac{E}{1-\nu^2} \gamma_{xy}$$

여기서, E는 종탄성계수,  $\nu$ 는 포아송비,  $\epsilon_x$ ,  $\epsilon_y$ ,  $\gamma_{xy}$ 는 잔류응력의 변형성분이다.

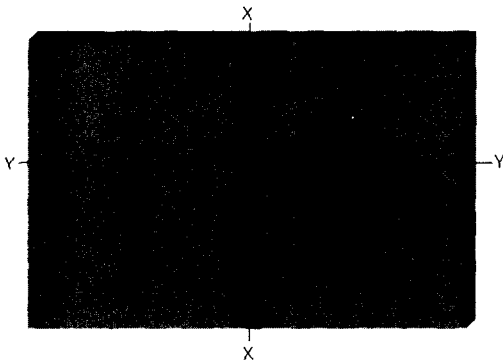


Fig. 2. Cutting method for measuring residual stresses

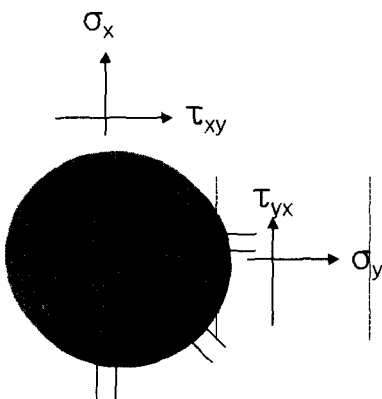


Fig. 3. Sectional configuration

### 2.3. 인공신경회로망의 예측기 구성

인공신경회로망을 이용한 용접부 잔류응력의 예측방법은 크게 학습단계와 생산단계로 나뉘어진다. 학습단계에서는 일련의 입출력 관계가 공급되고 이에 따라 인공신경회로망에서 함수관계가 규명된다.

주어진 입력변수에서 출력변수가 계산된 후 실제 주어진 출력값과 오차에 따라 각각의 함수의 가중치(weight)가 학습 알고리즘(training algorithm)에 의해 조절되며 학습이 계속된다.

오차가 허용범위 내에 들어오면 학습이 종료되고 인공신경회로망은 현재의 입출력 사이의 함수관계를 기억한다.

Fig. 4는 4개의 공정변수들로부터 다층 신경회로

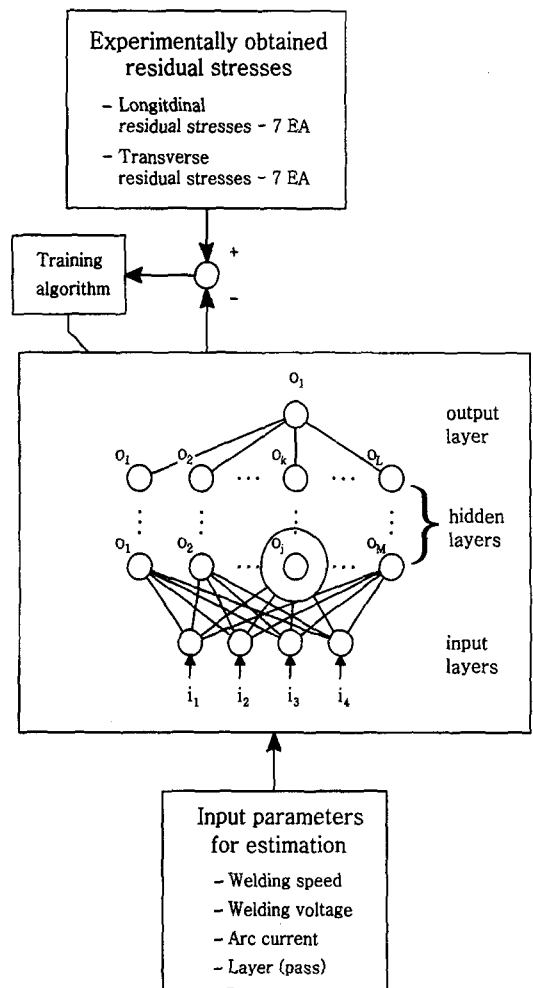


Fig. 4. Block diagram of the training and estimation procedures for residual stresses using a neural network estimator

망을 이용하여 용접부의 잔류응력 지수들을 예측하는 방법을 도식적으로 나타낸 것이다.

### 3. 실험결과 및 고찰

#### 3.1. 단면법에 의한 용접잔류응력측정

단면법에 의한 용접잔류응력 측정을 위하여 맞대기 용접부의 폭 방향으로 용접 안정구간인 중앙을 선택하여 측정하였다.

Fig. 5~10은 각각의 데이터를 표시한 그림이며, 데이터 분석결과 용접공정변수(용접속도, 전류, 전압, 층수)에 변화가 있어도 용접잔류응력의 분포 형태는 동일한 형태임을 알 수 있었으나, 용접잔류응력의 크기는  $\sigma_x$  및  $\sigma_y$  성분 모두 용접속도가 느릴수록 다소 크게 나타났다. 더욱이 용접선 길이방향으로 용접잔류응력의 분포양상을 보면, 용접 시간부와 종단부의 미소영역에서  $\sigma_x$ ,  $\sigma_y$  모두 잔류응력이 크게 측정되었으며, 그 외의 영역에서는 일정한 양상

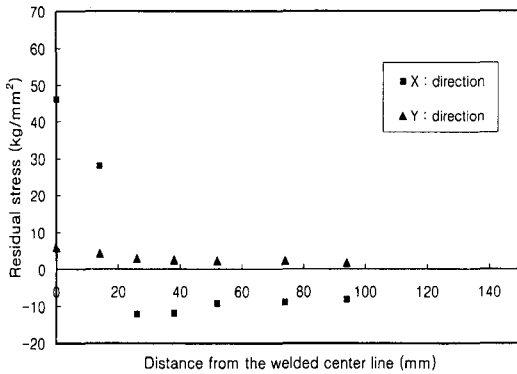


Fig. 5. Distribution of welded residual stress for SPE-1

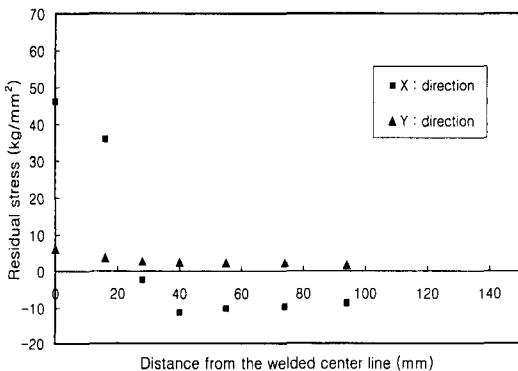


Fig. 6. Distribution of welded residual stress for SPE-2

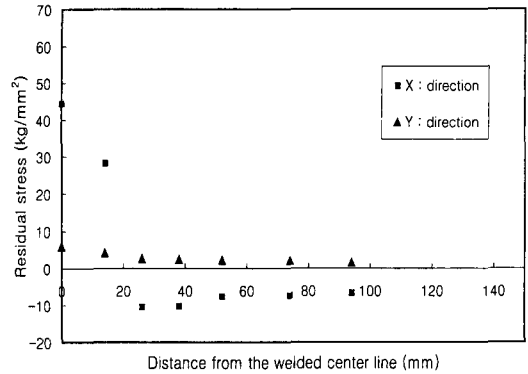


Fig. 7. Distribution of welded residual stress for SPE-3

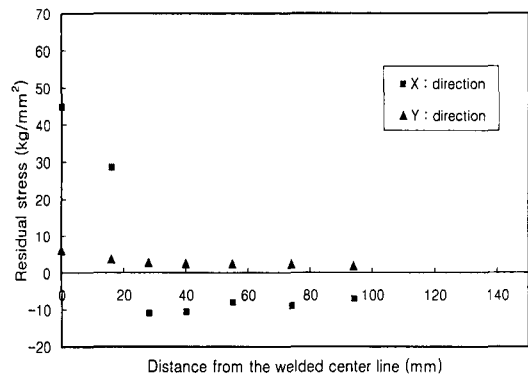


Fig. 8. Distribution of welded residual stress for SPE-4

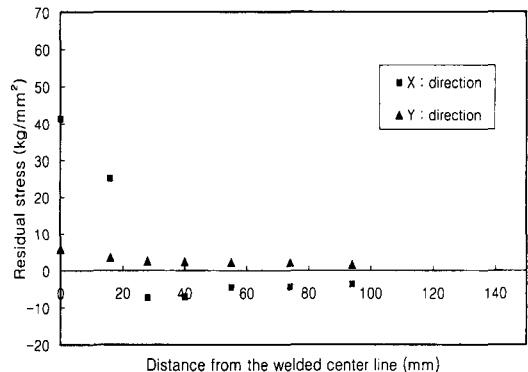


Fig. 9. Distribution of welded residual stress for SPE-5

을 보이고 있다.

이러한 측정결과를 나타내는 가장 큰 이유는 용접이 시작되는 지점과 끝나는 지점의 일정영역을 제외하고는 동일한 열적 특성을 받기 때문이라고 사료된다. 또한, 용접잔류응력이 최대값을 보이고 있는 지점은 열영향부 및 그 근방임을 알 수 있었

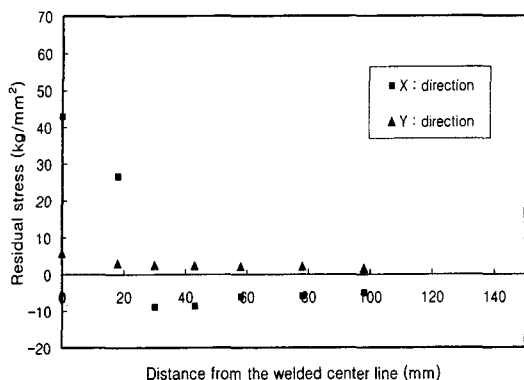


Fig. 10 Distribution of welded residual stress for SPE-6

다. 전류, 전압이 높은 경우 용접잔류응력이 크게 측정되었으며, 속도변화에 따른 측정결과는 미소한 차이를 나타냈으며, 속도에 따라 비이드 폭이 달라지는 경우에 대해 분석한 결과 비이드 폭이 클수록 용접잔류응력 데이터 값이 크게 측정되었다.

### 3.2. 인공신경회로망에 의한 잔류응력 예측 및 결과 분석

다양한 용접조건으로 행한 실험에서 입력변수는 전류, 전압, 용접속도 및 용접층수로 선정하였고, 출력변수는 유한요소법으로 검증한 단면법에 의한 잔류응력 데이터를 종방향 응력과 횡방향 응력으로 각각 7개씩 측정하여 선정하였다. 앞에서 개발한 알고리즘을 기초로 용접잔류응력을 인공신경회로망 예측기에 학습시켰다. 본 연구에서는 위하여 은닉층 1층이며, node수 40개로 설정하였다. 또한 학습률(learning rate)은 0.5, 관성률(momentum rate)은 0.7이며 최대 학습 반복횟수는 120,000번으로 하였다. 학습단계에서는 학습시 기억되는 가중치를 이용하여 용접 후 용접부의 잔류응력 분포도를 추정하였다.

신경회로망을 이용하여 예측된 용접잔류응력의 신뢰성을 평가하기 위하여 신경회로망에 학습시킨 데이터 중 무작위로 시험편을 선정하여 예측기를 이용하여 예측한 값들과 실험에서 측정된 데이터를 비교한 결과 잘 일치함을 알 수 있었다. 신경회로망을 이용하여 용접잔류응력 값을 예측한 후 그 신뢰성을 평가하기 위하여 다음과 같은 퍼센트 예측 오차가 사용되었다.

$$\eta = \frac{\beta - \alpha}{\beta} \times 100 (\%)$$

여기서,  $\eta$  : percentage error

$\alpha$  : the calculated error

$\beta$  : the measured error

여기서,  $\alpha$  과  $\beta$  는 각각 실험에서 얻은 용접잔류응력 데이터와 예측한 데이터 값이다. 위 식에서 산출한 데이터의 에러값은 퍼센트 예측오차의 범위분포가  $\pm 3\%$  이내로 나타났다. 이러한 에러검증 결과 용접잔류응력을 예측하기 위해 만든 본 해석 프로그램이 매우 우수한 성능을 발휘했음을 알 수 있다.

인공신경회로망 프로그램의 신뢰성을 검증하여 매우 우수함을 입증하여 Table 3과 같이 3종류의 전류×전압 조건을 기본으로 각각 2-PASS, 3-PASS 및 4-PASS 형태로 시험편을 제작하여 실험을 실시하였다. 인공신경회로망에서 예측하고자 하는 측정시험편의 실행조건 및 방법은 앞에서 행한 조건과 동일한 조건으로 실험을 실시하였다.

Fig. 11~13은 인공신경회로망을 이용하여 예측한 데이터의 결과에 대하여 나타낸 것이다. 인공신경회로망에서 예측한 결과와 단면법으로 측정된 잔류응력값을 비교 분석한 결과 다소 미소한 데이터

Table 3. Welding condition of prosecution experiment specimen

Welding condition (A×V)	Welding speed (cm/min)	Weaving		Pass	Layer	Number of test specimen
		Width (mm)	Number (n/min)			
220×26	25			1	2	1
	21	12	45	2		
	30	2	120	1	3	2
	30	7	100	2		
	27	12	50	3		
	35	3	120	1	4	3
	35	7	100	2		
	36	4	100	3		
36	4	100	4			

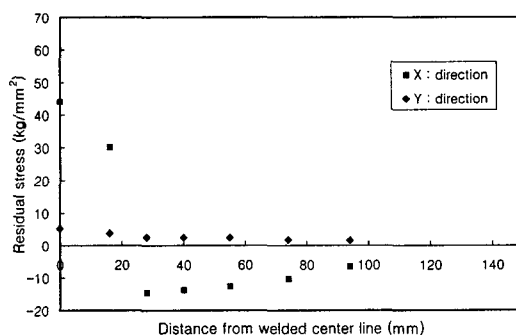


Fig. 11. Residual stresses predictive distribution using artificial neural network for NEU-1

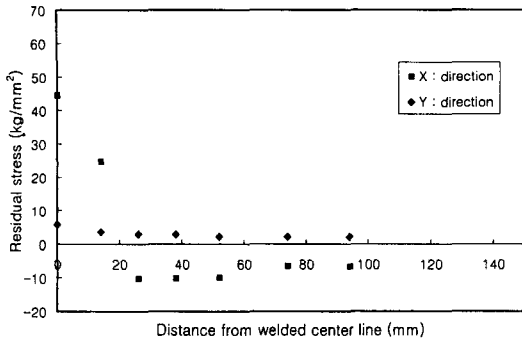


Fig. 12. Residual stresses predictive distribution using artificial neural network for NEU-2

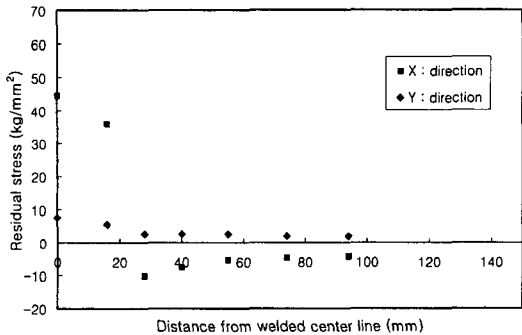


Fig. 13. Residual stresses predictive distribution using artificial neural network for NEU-3

변화가 있었으나, 전반적으로 잘 일치하는 양상을 보였다.

### 3.3. 용접잔류응력 감소를 위한 최적 모델 선정

Fig. 14~16는 최적의 용접조건 선정에 위해 인공 신경회로망을 이용하여 신경회로망에 학습시킨 뒤에 전류, 전압, 용접속도 및 층수에 따른 공정변수를 변화시키면서 인공신경회로망에서 예측한 결과와 이론적인 방법인 수치해석과 실험적인 방법들로 구한 데이터들을 비교분석하기 위하여 도시한 것이다. 실험적방법인 단면법과 이론적인 수치해석인 유한요소법과의 용접잔류응력의 비교한 결과 맞대기 용접시험편에서의 용접잔류응력을 예측한 결과와 같은 양상으로 나타났다. 그림에서 알 수 있듯이 용접잔류응력 값은 전류, 전압이 높은 쪽에서 용접잔류응력이 높게 나왔으며, 속도가 빠를수록 용접잔류응력 데이터 값이 작게 나올 수 있었다. 본 연구에서 사용한 고장력강(BV-AH32)은 용접부에서 인장잔류응력값이 45~53kg/mm<sup>2</sup> 정도 나왔으며, 용접

부에서 멀어질수록 선형적으로 급속히 떨어짐을 알 수 있었다. 또한,  $\sigma_x$  방향의 잔류응력 값은 용접 비이드 끝단부의 열영향부를 끝으로 인장잔류응력이 압축잔류응력으로 급속히 변화하였으며,  $\sigma_y$  방향의 잔류응력 값은 모두 인장잔류응력으로 측정되었으며, 그 차이는 매우 미소함을 알 수 있었다. 이것은 맞

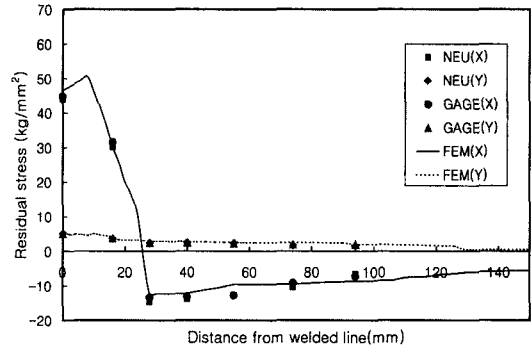


Fig. 14. Distribution of optimized welded residual stress for OUT-1

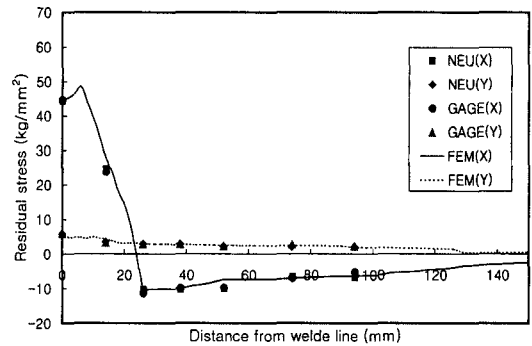


Fig. 15. Distribution of optimized welded residual stress for OUT-2

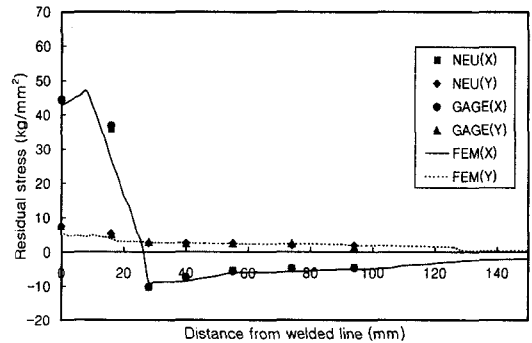


Fig. 16. Distribution of optimized welded residual stress for OUT-3

대기 용접부에서는  $\sigma_x$  방향의 용접잔류응력 값의 영향이 지배적임을 알 수 있다.

#### 4. 결 론

1) 용접잔류응력을 예측하기 위한 새로운 방법으로서 백프로퍼케이션 학습 알고리즘인 인공신경회로망이 유용함을 알 수 있었으며, 다양한 수치해석 결과와 실험치를 비교하여 용접잔류응력을 측정된 결과와 비교분석한 결과 신뢰성이 있음을 알 수 있었다.

2) 인공신경회로망에 실험데이터 및 유한요소법의 잔류응력값을 학습시킨 결과, 오차가 3% 이내의 용접잔류응력을 나타냈으며, 예측한 데이터를 실제 시험편을 제작하여 이와 유사한 조건에서 단면법에 의한 용접잔류응력을 비교한 결과 인공신경회로망에 의해 최적의 용접조건을 선정된 데이터와 일치함을 알 수 있었다.

3) 더욱 신뢰성 있는 인공신경회로망을 이용한 최적 용접조건 선정을 위한 프로그램을 위해 새로운 학습법 개발 및 학습할 데이터의 양을 늘리고, 이것을 데이터 베이스화 할 경우 본 용접잔류응력 예측시스템 개발은 더욱 신뢰성을 높일 수 있을 것으로 사료되며, 이는 앞으로 꾸준한 연구가 진행되어야 할 것으로 사료된다.

감사의 글 : 이 논문은 1999년도 교내학술 연구비 지원에 의해 연구되었음.

#### 참고문헌

1) W. H. Kearns, "Welding Handbook," American Welding Society, Seventh Edition, Vol. 5, pp. 276~311,

1984.  
 2) Vaidynathan, S., Todaro, A. F. and Finnie, I., "Residual Stresses Due to Circumferential Welds," Transactions of the ASME, Journal of Engineering Materials and Technology, pp. 238~242, 1973.  
 3) Y. W. Shi and B. Y. Chen, "Effects of Welding Residual Stresses on Fatigue Crack Growth Behaviour in Butt Welds of a Pipeline Steel," Engineering Fracture Mechanics. Vol. 36, No. 6, pp. 893~902, 1990.  
 4) V. Ramamurti and S. Suresh. "Residual Stress Analysis in Weldments," Engineering Fracture Mechanics, Vol. 38, No. 6, pp. 385~391, 1991.  
 5) S. Nair, R. C. Dix. "Residual Stress Generation and Relaxation in Butt-Welded Pipes," Transactions of the ASME. Vol. 104, pp. 188~192, 1982.  
 6) 韓應教, "스트레인 게이지 理論과 應用," 普成文化社, 1993.  
 7) Y. W. Shi and B. Y. Chen, "Effects of Welding Residual Stresses on Fatigue Crack Growth Behaviour in Butt Welds of a Pipeline Steel," Engineering Fracture Mechanics, Vol. 36, No. 6, pp. 893~902, 1990.  
 8) K. Masubuchi, "Analysis of Welded Structure," International Series on Materials Science and Technology, Vol. 33, pp. 518~576, 1980.  
 9) T. S. wilkinson, D. A. Mighell, and J. W. Goodman, "Back propagation and its application to handwritten signature verification," IEEE Conference on Neural Information Procession Systems Natural and Synthetic, pp. 487~496, 1989.  
 10) D. O. Hebb, "The Organization of Behavior," Wiley, pp. 73~82, 1949.  
 11) F. Rosenblatt, The Perceptron, "A Probabilistic model for information storage and organization in the brain," Psychologic Review 65, pp. 386~408, 1958.  
 12) M. Minsky and S. Papert, "Perceptrons," Cambridge, MA, MIT Press, 1969.