



신경회로망을 이용한 평판 맞대기용접의 잔류응력 예측시스템 개발

차 용 훈* · 성 백 섭** · 이 연 신***

*조선대학교 기계공학부

**국립목포대학교 기계공학부

***송원대학 자동차공학부

Predictive System Evaluation of Residual Stresses of Plate Butt Welding Using Neural Network

Yong-Hoon Cha*, Back-Sub Sung** and Youn-Sin Lee***

*Dept. of Mechanical Engineering, Chosun University, Gwangju 501-759, Republic of Korea

**Dept. of Mechanical Engineering, Mokpo National University, Mokpo 534-830, Republic of Korea

***Dept. of Automobile, Songwon College, Gwangju 502-759, Republic of Korea

Abstract

This study develops a system for effective prediction of residual stresses by the backpropagation algorithm using the neural network.

To achieve this goal, a series of experiments were carried out to and measured the residual stresses using the sectional method. With the experimental results, the optional control algorithms using a neural network could 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.

(Received July 26, 2002)

Key Words : Backpropagation, Residual stress, Hidden layer, Target value, Neural network, Sectioning method, Finite element method

1. 서 론

최근에 용접시 발생하는 잔류응력에 대한 해석 및 측정방법에 관하여 연구가 활발히 진행되어 왔다¹⁻³⁾. 두꺼운 모재판을 길이방향으로 용접하고, 이 방향으로 게이지를 부착하여 판을 직각방향으로 절단하면서 깊이에 따른 3축 방향의 잔류응력 상태를 측정하는 응력이완법이 개발되었고, Hole-Drilling방법을 이용하여 효과적인 잔류응력 측정법도 제시되었다⁶⁻⁸⁾. 그러나 이러한 측정방법은 측정에 따른 시간, 비용 및 제품의 손상 등의 면에서 측정에 어려움이 따른 간접측정방법의 응용계측법이 새로이 제시되고 있다. 용접잔류응력과 공정

변수들 사이의 관계에 관한 최적조건의 정립화에 관한 연구는 아직도 미흡하다 하겠다^{4,5,9-12)}.

따라서 수치해석과 실험측정결과와 비교한 검증된 용접잔류응력 데이터를 인공신경회로망에 학습시켜, 최적의 용접 공정을 예측하는 예측시스템을 개발하고자 하였다.

2. 실 험

2.1 시험편

실험에 사용된 재료는 고장력강 판재로서 두께 12mm인 BV-AH32강 (KR - RA32, ABS - AH32)으로 현재 선박구조물에 주로 사용되고 있다. 시험편을 압연방향으로 채취한 후 시험편 규격 KS B 0801 13A에

Table 1 Mechanical properties of BV-AH32 steel

Yield Strength (MPa)	Tensile Strength (MPa)	Elongation (%)	Young's Modulus (GPa)
402	558.6	20	213.1

준하여 인장시험편을 제작하고 실험을 실시하였다. 기계적 성질은 Table 1과 같다.

시험편 크기는 용접시 용접부의 역학적 조건 및 시험편이 수축, 팽창의 영향을 받지 않는 최소의 크기로 선정하였으며, 시험편 판재를 절단한 후 절단면 및 개섩각을 밀링으로 가공하였으며, 150(L)×200(B)×12(t)인 두 개의 판을 맞대기 용접하여 시험편을 제작하였다.

용접와이어는 직경 1.2mm의 고려용접봉(주) 고장력 강용 SM-70 6type을 사용하였으며, 용접방법은 GMA 용접을 하고 보호가스를 Ar 80%, CO₂ 20%를 사용하였다. 팁 높이는 15mm, 토치 각도는 90°로 하였다. 또한 용접을 하기 전에 시험편의 밑면에 가접인 Sealing bead를 140(A)×20(V)×22 cm/min로 하였다. Fig. 1은 용접시험편의 층수를 보여주는 그림이고, Table 2와 같이 용접조건에 따라 시험편의 종류를 제작하였다. Fig. 2는 최적의 용접조건선정을 위한 일련의 실험 과정을 보여주는 그림으로서 실험의 신뢰성을 위해 검증

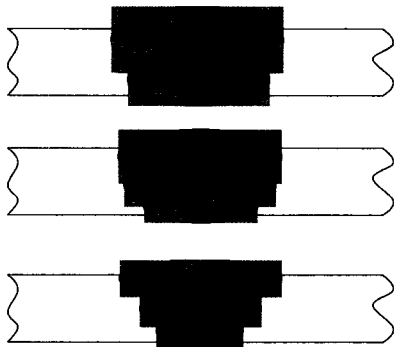


Fig. 1 The pass number of Welding specimen

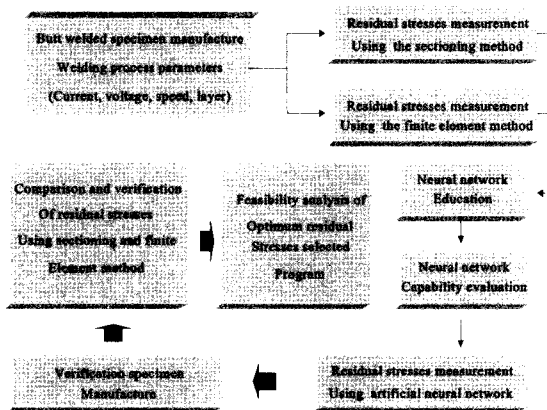


Fig. 2 Total block diagram for experiment

Table 2 Conditions of butt welding

Arc current and Voltage (I×V)	Welding speed (cm/min)	Weaving		Layer	Total Layer	No.
		Width (mm)	Number (n/min)			
270×28	30	7	100	1	2	1
	30	7	100	2		
	30	9	80	1	3	2
	22	9	80	2		
	39	6	100	1	3	3
	39	6	100	2		
	39	10	70	3		
	39	6	100	1		
	39	6	100	2	4	4
	31	12	50	3		
	42	3	120	1		
	42	6	100	2		
	50	6	100	3	4	5
	50	6	100	4		
42	3	120	1			
42	6	100	2			
42	6	100	3	4	6	
42	6	100	4			
220×26	25	11	45	1	2	7
	25	11	45	2		
	25	13	45	1		
	17	13	45	2	3	8
	30	2	120	1		
	30	7	100	2		
	30	11	60	3	3	9
	30	2	120	1		
	30	7	100	2		
	30	7	100	2	4	10
	23	13	45	3		
	35	3	120	1		
	35	7	100	2	4	11
	40	3	120	3		
40	3	120	4			
35	3	120	1	4	12	
35	7	100	2			
32	5	80	3			
32	5	80	4	2	13	
17	11	45	1			
19	11	45	2			
17	13	45	1	2	14	
12	13	45	2			
22	4	120	1			
22	8	70	2	3	15	
24	11	50	3			
22	4	120	1			
22	8	70	2	3	16	
18	13	50	3			
25	4	120	1			
25	8	70	2	4	17	
32	4	120	3			
32	4	120	4			
25	4	120	1	4	18	
25	8	70	2			
24	6	80	3			
24	6	80	4	4	18	
24	6	80	3			
24	6	80	4	4	18	
24	6	80	3			

된 데이터를 필요로 함을 보여주고 있다.

2.2 수치해석에 의한 잔류응력 측정

해석은 2차원 열전도 프로그램을 이용하여 열분포 특성을 파악하였고, 이 데이터를 입력하여 2차원 용접잔류응력 해석용 유한요소 프로그램에 의해 시험편 표면의 용접잔류응력을 해석하였다. 또한 FEM해석을 위한 모델 사이즈는 Table 3과 같으며, 요소분할은 4절점 아이소 파라메트릭을 도입하여 4절점 사각형 요소를 사용하여 총요소수 564개, 총절점수 722개로 분할하였다. Fig. 3과 같이 용접잔류응력 해석에서 사용한 경계조건은 맞대기 용접 중앙 단면을 아래에서 구속한 경우를 대상으로 하였다.

2.3 단면법에 의한 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,

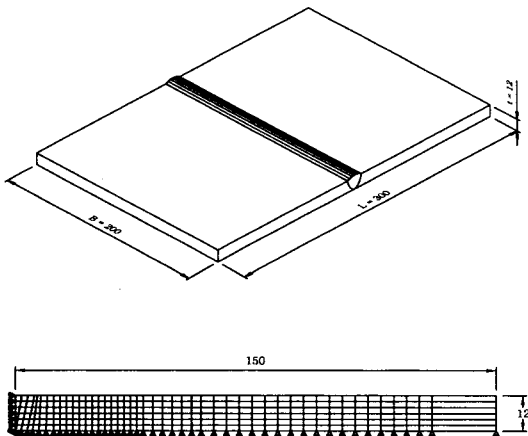


Fig. 3 Modeling for FEM analysis

Table 3 Model item for FEM analysis

Model design	Size (mm)
Length of plate	300
Width of plate	200
Bead width	13
Thickness of plate	12
Root Gap size	1
Root Face size	1
Size of modeling	150
Bevel angle	60°

National Instrument CO., LTD.의 데이터 획득 카드 Ni-DAQ Capabilities인 PCMCIA를 장착하여, 인터페이스 한 다음 σ_x , σ_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 \pm 0.3 Ω)를 사용하였다.

Fig. 4는 시험편에 부착한 게이지로부터 3~5mm 떨어진 장소를 커팅함으로써 응력이 이완되 스트레인을 측정하는 방법을 설명하고 있다. Fig. 5는 단면절단법에서 표면잔류응력에 관한 단면측정의 원리를 나타낸 것으로 단면쿠펀 내에서 모든 잔류응력 성분은 단면으로부터 제거되고, 재료는 등방체이며, 선형탄성 구성조건을 만족한다고 가정하면 쿠펀표면에 대한 연속응력-변형률 관계는 평면응력 조건과 같게 된다.

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

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

$$\tau_{xy} = -\frac{E}{1-\nu^2}\gamma_{xy} \tag{3}$$

stresses 여기서 E는 종탄성계수, ν 는 포아송비, ϵ_x , ϵ_y , γ_{xy} 는 잔류응력의 변형성분이다.

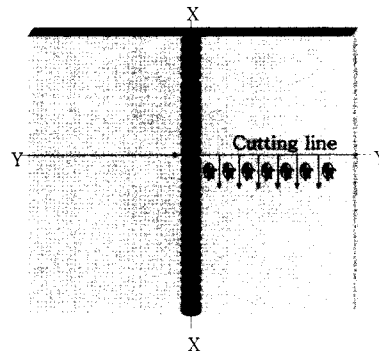


Fig. 4 Cutting method for measuring residual stress

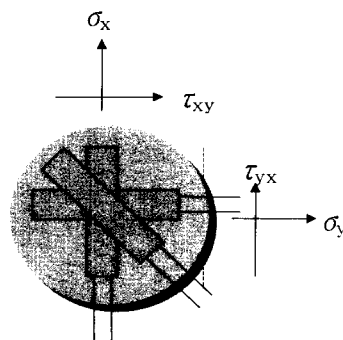


Fig. 5 Sectional configuration

2.4 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 입출력사이의 함수관계를 기억한다.

Fig. 6은 4개의 공정변수들로부터 다층 신경회로망을 이용하여 용접부의 잔류응력 지수들을 예측하는 방법을 도식적으로 나타낸 것이다.

3. 실험결과 및 고찰

3. 1 인공신경회로망에 의한 잔류응력 예측 및 결과 분석

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)

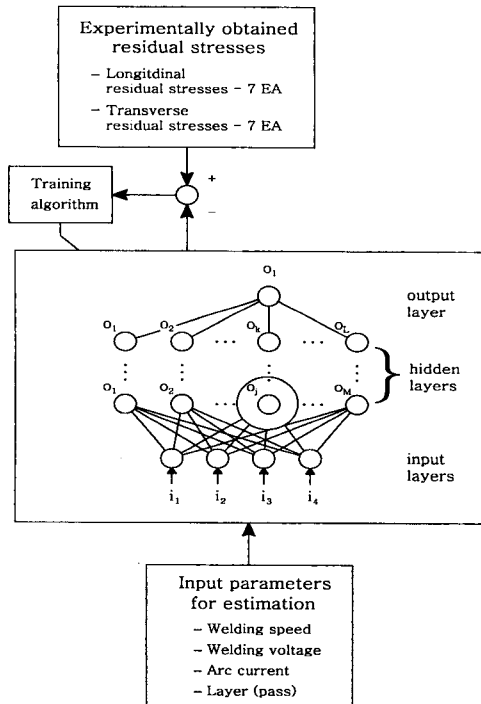


Fig. 6 Block diagram of the training and estimation procedures for residual stresses using a neural network estimator

은 0.7이며 최대 학습 반복횟수는 120,000번으로 하였다. 학습단계에서는 학습시 기억되는 가중치를 이용하여 용접 후 용접부의 잔류응력 분포도를 추정하였다.

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

신경회로망을 이용하여 예측된 용접잔류응력의 신뢰성을 평가하기 위하여 신경회로망에 학습시킨 데이터 중 무작위로 시험편을 선정하여 예측기를 이용하여 예측한 값들과 실험에서 측정한 데이터를 비교한 결과를 Fig. 7~Fig. 9에 나타냈으며, 잘 일치함을 알 수 있었다. 신경회로망을 이용하여 용접잔류응력 값을 예측한 후 그 신뢰성을 평가하기 위하여 식(4)와 같은 퍼센트 예측 오차가 사용되었다.

Table 4 Welding condition of prosecution experiment specimen

Arc current and Voltage (I×V)	Welding speed (cm/min)	Weaving		Layer	Total Layer	No.
		Width (mm)	Number (n/min)			
270×28	30	8	90	1	2	1
	26	8	90	2		
	39	6	100	1	3	2
	39	6	100	2		
	35	11	60	3	4	3
	42	3	120	1		
	42	6	100	2		
	46	6	100	3		
220×26	25	12	45	1	2	4
	21	12	45	2		
	30	2	120	1	3	5
	30	7	100	2		
	27	12	50	3	4	6
	35	3	120	1		
	35	7	100	2		
	36	4	100	3		
170×23	36	4	100	4	2	7
	17	12	45	1		
	15	12	45	2		
	22	4	120	1	3	8
	22	8	70	2		
	21	12	50	3	4	9
	25	4	120	1		
	25	8	70	2		
	32	5	100	3		
32	5	100	4			

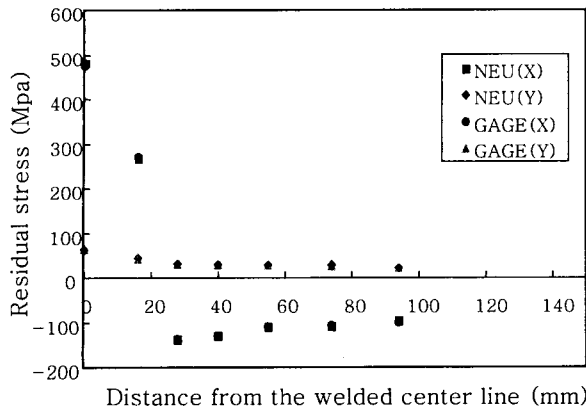


Fig. 7 Comparison with the measured and calculated residual stress for neural network for specimen -2

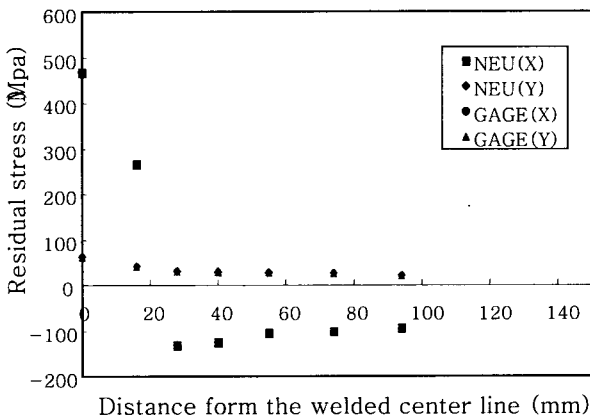


Fig. 8 Comparison with the measured and calculated residual stress for neural network for specimen -5

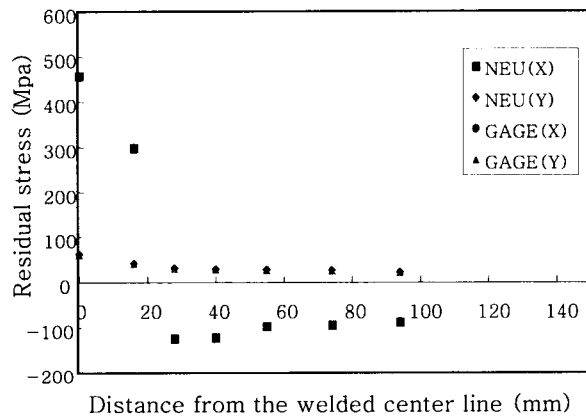


Fig. 9 Comparison with the measured and calculated residual stress for neural network for specimen -8

$$\eta = \frac{R_m - R_n}{R_m} \times 100 (\%) \quad (4)$$

여기서, η : percentage error

R_m : the welded residual stress value

R_n : the predicted value

Fig. 10에서와 같이 윗 식에서 산출한 데이터의 예러값은 퍼센트 예측오차의 범위분포가 $\pm 3\%$ 이내로 나타났다. 이러한 에러검증 결과 용접잔류응력을 예측하기 위해 만든 본 해석 프로그램이 매우 우수한 성능을 발휘했음을 알 수 있다.

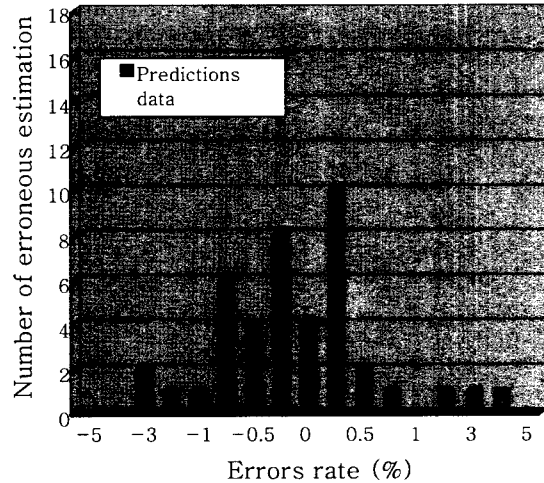


Fig. 10 Distribution of the estimation errors

3. 2 용접잔류응력 최적 모델 선정

Fig. 11~19는 최적의 용접조건 선정을 위해 인공신경회로망을 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 용접잔류

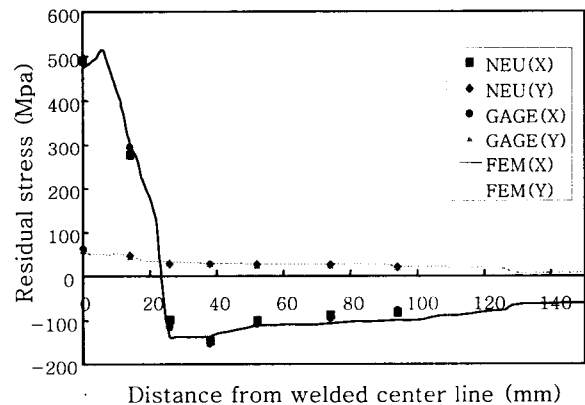


Fig. 11 Distribution of optimized welded residual stress for OUT-1

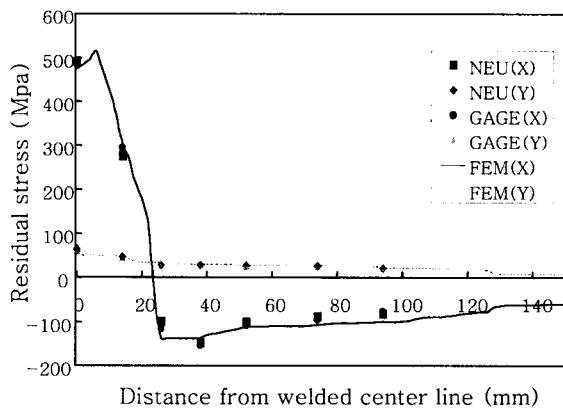


Fig. 12 Distribution of optimized welded residual stress for OUT-2

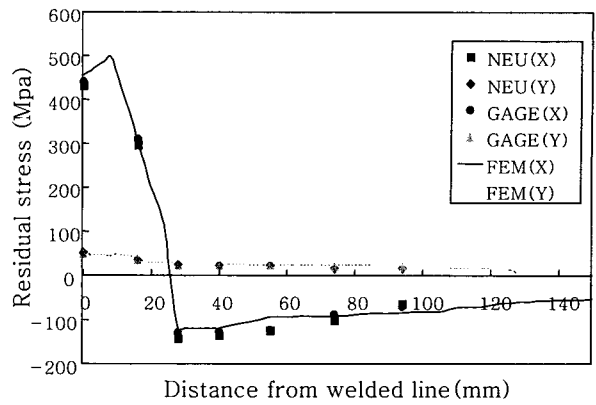


Fig. 15 Distribution of optimized welded residual stress for OUT-5

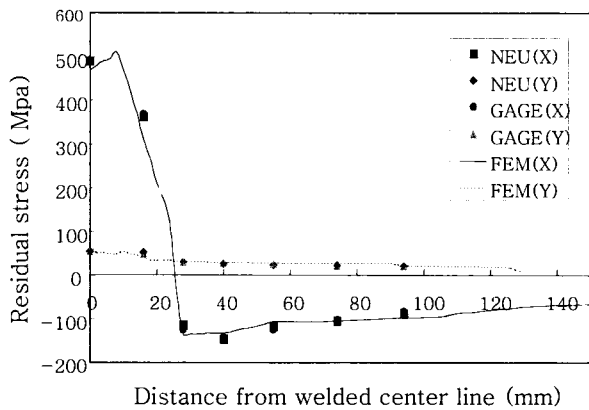


Fig. 13 Distribution of optimized welded residual stress for OUT-3

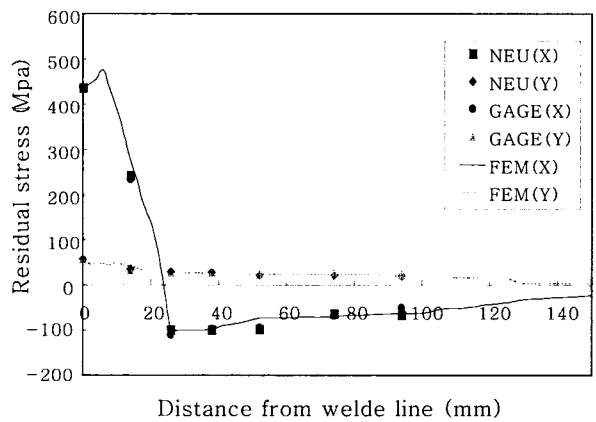


Fig. 16 Distribution of optimized welded residual stress for OUT-6

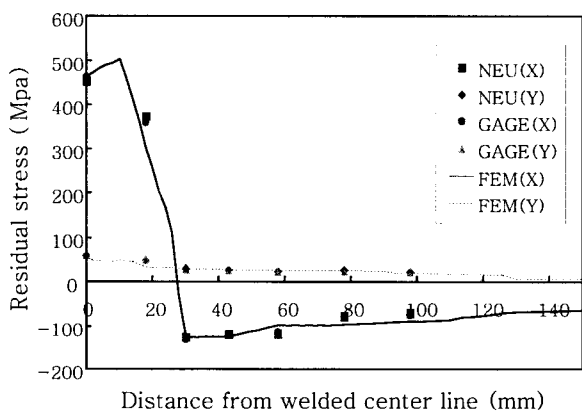


Fig. 14 Distribution of optimized welded residual stress for OUT-4

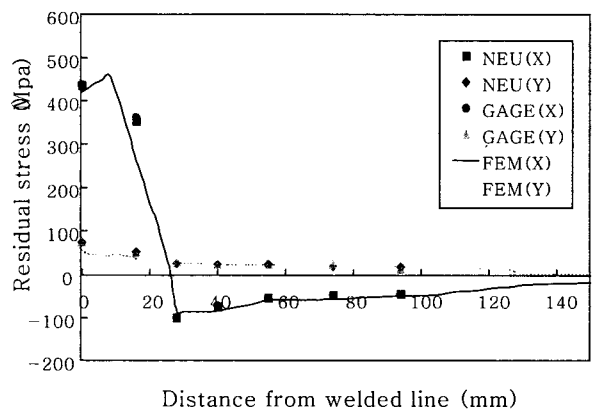


Fig. 17 Distribution of optimized welded residual stress for OUT-7

응력을 비교한 결과 맞대기 용접시험편에서의 용접잔류 응력을 예측한 결과와 같은 양상으로 나타났다. 본 연구에서 사용한 고장력강(BV-AH32)은 용접부에서 인장잔류응력값이 441~519.4 MPa 정도 나왔으며, 용접부에서 멀어질수록 선형적으로 급속히 떨어짐을 알

수 있었다. 또한 σ_x 방향의 잔류응력 값은 용접 비이드 끝단부의 열영향부를 끝으로 인장잔류응력이 압축잔류 응력으로 급속히 변화하였으며, σ_y 방향의 잔류응력값은 모두 인장잔류응력으로 예측되었고 그 차이는 매우 미 소함을 알 수 있었다.

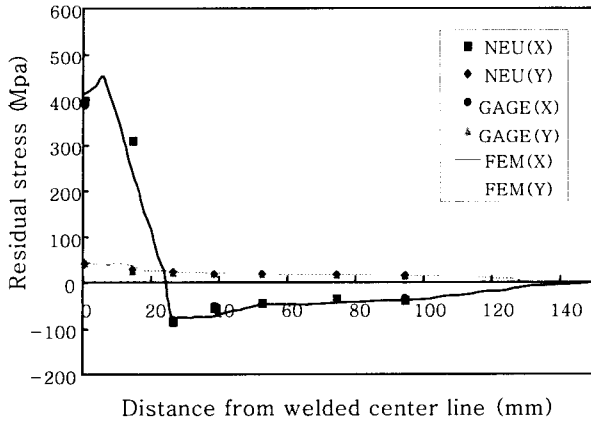


Fig. 18 Distribution of optimized welded residual stress for OUT-8

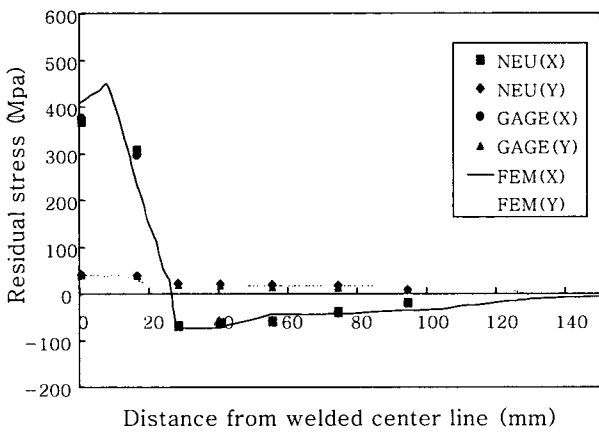


Fig. 19 Distribution of optimized welded residual stress for OUT-9

4. 결 론

- 1) 용접잔류응력을 예측하기 위한 새로운 방법으로서 용접잔류응력 예측시스템이 유용함을 알 수 있었으며, 수치해석 결과와 실험치를 비교하여 용접잔류응력을 예측한 결과 예측에 신뢰성이 있음을 알 수 있었다.
- 2) 인공신경회로망에 실험데이터 및 수치해석법의 잔류응력값을 학습시킨 결과, 오차가 3%이내의 용접잔류응력을 예측하였으며, 예측한 데이터를 실제 시험편을 제작하여 이와 유사한 조건에서 단면법에 의한 용접잔류응력을 비교한 결과 인공신경회로망에 의해 최적의 용접조건을 선정한 데이터와 일치함을 알 수 있었다.
- 3) 더욱 신뢰성 있는 용접잔류응력 예측시스템을 위해 산업현장에서 사용되고 있는 용접공정변수 및 재질

변화에 관한 연구를 데이터 베이스화 할 경우 더욱 효과적으로 이용할 수 있을 것으로 판단되며, 이는 앞으로 꾸준한 연구가 진행되어야 할 것으로 사료된다.

후 기

이 논문은 2000년 조선대학교 교내학술연구비 지원에 의하여 연구되었음.

참 고 문 헌

1. H. S. Bang : Mechanical Characteristics of Thick Plate Welded Joints, Journal of Korean Welding Society, **10-4**(1992)(250-258 (in Korean)
2. Y. C. Kim, T. Yamakita, H. S. Bang : Mechanical Behavior during SR-Treatment of Welding Residual Stress Through the Thickness, Trans, JWRI **19-2** (1990) 61-69
3. C. H. Kim, S. Y. Cho, B. K. Kim and D. H. BAE : The Effects of Geometrical Shape and Post Weld Treatment on Welding Residual Stress Distribution of Weldment in Multi-pass Welded Pipe, Journal of Korean Welding Society **19-1** (2001) 49-57
4. I. S. Kim and J. S. Son : An Efficient Algorithm to Develop Model for Predicting Bead Width in Butt Welding, International Journal of Korean Welding Society, **1-21** (2001), 12-17
5. S. Nair, R. C. Dix : Residual Stress Generation and Relaxation in Butt-Welded Pipes." Transactions of the ASME, **104** (1982), 188-192
6. R. L. Hannah and S. E. Reed : Strain Gage users' handbook, Elsevier Science Publishers LTD, (1992)
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, **36-6** (1990), 893-902,
8. K. Masubuchi : Analysis of Welded Structure, International Series on Materials Science and Technology, **33** (1980), 518-576,
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, (1989), 487-496.
10. D. O. Hebb : The Organization of Behavior, Wiley, (1949), 73~82,
11. F. Rosenblatt, The Perceptron : A Probabilistic model for information storage and organization in the brain, Psychologic Review **65** (1958), 386-408
12. M. Minsky and S. Papert : Perceptrons, Cambridge, MA, MIT Press, (1969)