

# 신경회로망을 이용한 용접잔류응력 예측에 관한 연구

## A Study on the Predict of Residual Stress Using a Neural Network

김일수\*, 이연신\*\*, 박창언\*, 정영재\*\*\*, 안영호\*\*\*\*

\* 목포대학교 기계공학부, \*\* 송원대학 자동차과, \*\*\* 목포대학교 대학원, \*\*\*\*목포기능대

**ABSTRACT** Recently, the improvement of computer capacities and artificial intelligence were caused to employ for prediction of residual stresses and strength evaluation. There are a lot of researches regarding the measurement and prediction of residual stresses for weldment using a neural network in the advanced countries, but in our country, a neural network as a technical part, has only been used on the possibilities of employment for welding area. Furthermore, the relationship between residual stress and process parameters using a neural network was wholly lacking. Therefore development of a new technical method for the optimized process parameters on the reduction of residual stress and applyment of real-time production line should be developed.

The objectives of this paper is to measure the residual stress of butt welded specimen using strain gage sectioning method and to apply them to a neural network for prediction of residual stresses on a given process parameter. Also, the assessment of the developed system using a neural network was carried out

### 1. 서론

각종 구조물에 있어서 파괴나 손상의 대부분은 용접이음의 금속학적 여러 요인에 의해서 발생되며, 특히 용접이음시 발생하는 슬래그혼입, 용입불량 및 기공 등의 영향으로 용접부에 균열이 발생, 취성파괴를 초래하기도 하고, 용착금속의 용융과 응고시에 생기는 국부적인 내부응력과 소성변형에 의한 강도 저하를 가져오기도 한다. 또한 용접이음의 용착부와 열영향부 및 모재부에서 용접 입열에 의한 팽창·수축이 자유롭지 못해 소성구속의 영향을 받거나, 용접열이 불균일하게 분포함에 따라 재료 각부분에 걸쳐 팽창·수축정도가 달라서 용접잔류응력이 발생, 용접부에 결함이나 크랙이 존재할 경우 균열개시와 균열성장거동에 많은 영향을 미친다.

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. 용접부에 내재하는 용접잔류응력의 이론적인 해석 및 측정방법은 1940년대에 본격적으로 개발되기 시작하였다. 최초의 용접잔류응력의 실험적인 측정은 Vaidynathan 등이 원통용접부 길이의 변화를 측정하여 응력의 크기 및 분포를 결정하였다. 현재까지 용접부의 안전성은 실험 및 이론적으로 정립되지 않았으며, 단지 KS(Korean Industrial Standards)나 JIS(Japanese Industrial Standards) 등의 규격에 의존하고 있는 실정이다. 따라서 모재 재질 및 용접방법 변화에 따른 잔류응력을 완화시키고, 용접부 안전성 평가 및 품질향상을 위하여 최적 용접조건 정립화는 시급히 해결하여야 할 문제이다.

본 연구에서는 용접잔류응력 최소화 방안을 연구하기 위하여 선박구조물에서 주로 사용하는 BV-AH 32 강을 모재로 많은 용접조건하에서 예비실험을 통하여 용접조건을 선정하였으며, 단면절단법으로 시험편의 잔류응력값을 측정하였다. 이 결과를 이용하여 AI(Artificial Intelligence)기법의 일종인 신경회로망을 이용, 용접잔류응력 예측시스템을 개발하고, 이 시스템으로 임의의 용접부의 용접 잔류응력을 최소화시키는 용접조건을 평가하고자 한다.

### 2. 試驗片 및 實驗方法

실험에 사용된 재료는 고장력강 판재로서 두께 12 mm인 BV-AH 32(KR-RA 32, ABS-AH 32)강으로 현재 선박구조물에 주로 사용되고 있다. 재료의 화학적 성분은 Table 1에 나타내었으며, 기계적

성질을 구하기 위하여 시험편을 압연방향으로 채취한 후 KS B 0801 13A로 인장시험편을 제작하였으며, 만능재료시험기(15 ton)를 사용하여 인장실험을 실시하였다.

Table 1 Chemical compositions of BV-AH 32 steel ( wt. % )

C	Si	Mn	P	S	Cr	Ni	Cu	Nb	V	Mo
0.16	0.42	1.5	0.018	0.005	0.03	0.03	0.02	0.003	0.005	0.03

본 연구를 위하여 사용된 시험편은 맞대기 용접시험편의 형상이며, 용접시 용접부의 역학적 조건 및 시험편이 수축, 팽창을 받지 않는 무한평판의 역학적 조건인 최소크기로 선정하였다. 시험편의 크기는  $12 \times 150 \times 200$  mm의 고장력강을 이용하여 제작하였다. 용접봉은 고려용접봉(주) 고장력강용인 Solid-SM-70 6으로서 직경 1.2 mm를 사용하였다. 용접방법은 보호가스로 Ar 80 %, CO<sub>2</sub> 20%의 혼합가스를 사용하여 GMA용접을 하였으며, 팁 높이가 15mm, 토치 각도 90°로 하였다. 또한, 용접을 하기 전에 시험편의 밑면에 가접인 Sealing bead를 140 A×20 V×22 cm/min로 하였다. 용접 층수별 용접형상을 나타내며, 용접기는 서보모터 구동식인 GMA 산업용 로봇용접기를 사용하였다. 용접변형을 최소화하고, 현장에서 사용하는 조건으로 근접시키기 위하여 지그로 구속한 상태에서 용접을 실시하였다. 용접후 단면법에 의한 용접잔류응력 측정을 위하여, 맞대기 용접부의 폭 방향으로 용접안정구간인 중앙을 선택하여 측정하였다.

### 3. 인공신경회로망 예측기의 구성

Fig. 1은 4개의 공정변수들로부터 다층 신경회로망을 이용하여 용접부 잔류응력 크기들을 예측하는 방법을 도식적으로 나타내며, 먼저 신경회로망을 이용한 잔류응력 크기를 실제 예측에 사용하기에 앞서, 이러한 목적에 적합한 잔류응력 크기의 예측기를 구축하기 위해 신경회로망을 학습시킨다. 신경회로망의 입력으로는 4개의 공정변수들에 관한 정보가 제공되고, 이로부터 신경회로망 예측기는 잔류응력 크기들의 예측값을 계산하게 된다. 예측값이 실제 측정값과 차이가 있으면, 학습법칙에 의해 신경회로망 내부의 매개변수들을 조절하여 오차가 줄어들도록 학습시킨다. 초기에 임의의 가중치와 바이어스값을 주면, 공정변수들에 대해 잔류응력 크기의 예측값을 계산하여, 이를 목표값과 비교한다. 오차가 줄어들도록 가중치와 바이어스값들 조절은 학습률을 사용하며, 이러한 가중치와 바이어스의 조절과정은 오차가 원하는 범위이내로 줄어들거나, 학습반복 횟수가 주어진 횟수에 도달할 때까지 반복되게 한다. 이러한 조절과정이 끝나면, 신경회로망은 입·출력쌍의 관계를 잘 표현해 주는 가중치들을 얻게된다. 그 후 산출단계에서 새로운 입력들이 주어지면, 학습과정에서 신경회로망 내부에 형성된 입·출력의 연관관계에 적합한 출력들이 계산되게 된다.

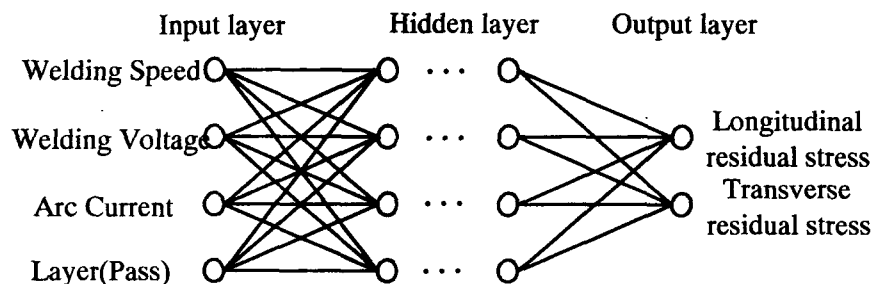


Fig. 1 Block diagram of the training and estimation procedures for residual stresses using a neural network estimator

Training set의 목표치와 실제 계산된 출력의 차이에 따라 가중치가 수정되며, 위의 과정을 반복하다가 total system error가 허용범위 내에 들면 학습단계가 종료되고 현재의 입·출력 패턴 쌍의 mapping characteristics가 인공신경회로망에 저장된다. 이상의 과정을 거쳐서 학습단계가 종료되면 인공신경회로망에 저장된 가중치에 용접조건을 단순히 통과시킴으로 용접부의 잔류응력 추정이 가

능해 진다. 위에서 개발한 백프로퍼게이션 학습 및 예측 알고리즘을 개발하였으며, 본 프로그램은 상업용 Matlab를 이용하여 시스템을 개발하였다.

Table 2 Welding conditions for additional experiment

Welding condition (A×V)	Welding speed (cm/min)	Weaving		pass	Layer
		Width(mm)	Number (n/min)		
270×28	30	7	100	2	2
270×28	39	6	100	2	3
270×28	42	6	100	2	4

### 3. 1 인공신경회로망 예측기 개발

다양한 용접조건에서 행한 실험으로부터 입력변수는 전류, 전압, 용접속도 및 용접층수로 선정하였고, 출력변수로는 단면절단법으로 측정된 잔류응력값으로서 횡방향응력( $\sigma_x$ )과, 종방향응력( $\sigma_y$ )을 각각 7개씩 선정하였다. 앞에서 개발한 신경회로망 알고리즘을 이용하여 4개의 입력값과 14개의 출력값으로 총 18개 용접시험편의 데이터를 인공신경회로망 시스템에 학습시켰다. 예측기의 은닉층은 1층이며, 절점수는 40개로 설정하였다. 또한, 학습률은 0.5, 관성률은 0.7이며, 최대 학습반복횟수는 120,000번으로 하였다. 신경회로망을 이용하여 잔류응력 예측정도를 평가하기 위하여 Table 2와 같이 추가적인 실험을 실시한후 인공신경회로망 시스템을 이용, 예측한 값과 실험에서 측정한 결과를 비교한 것을 Figs. 2-4에 나타내었으며, 예측값과 측정값이 잘 일치함을 알 수 있었다. 또한 신경회로망을 이용하여 잔류응력값을 예측하는데 있어서 그 성능을 평가하기 위하여 퍼센트 예측오차 방법을 이용하였으며, 방정식은 다음 식과 같다.

$$\eta = \frac{R_m - R_n}{R_m} \times 100$$

위 식에서 산출한 데이터의 오차값을 보기 위해 Fig. 5에서 퍼센트 예측오차 분포도를 나타내었으며, 오차범위가  $\pm 3\%$  이내를 나타냈다. 이것은 용접잔류응력을 예측하기 위하여 개발한 신경회로망 시스템은 오차분석 결과에서 매우 성능이 우수함을 알 수 있다.

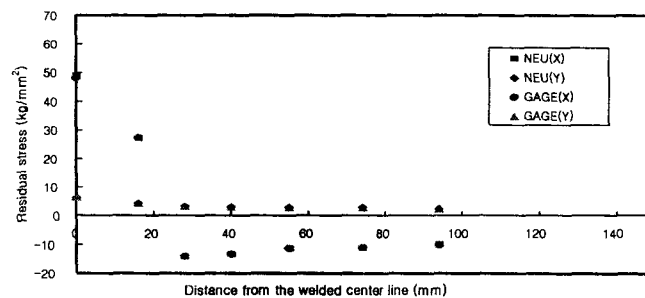


Fig. 2 Comparison with the measured and calculated residual stresses for neural network for specimen-1

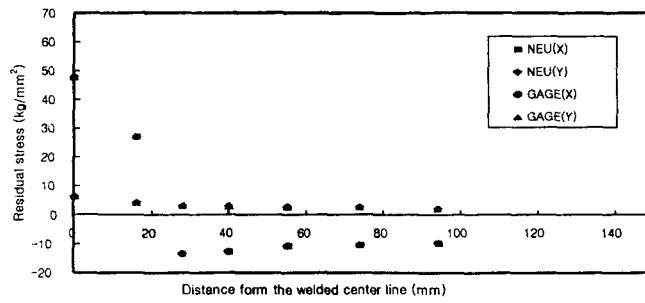


Fig. 3 Comparison with the measured and calculated residual stresses for neural network for specimen-2

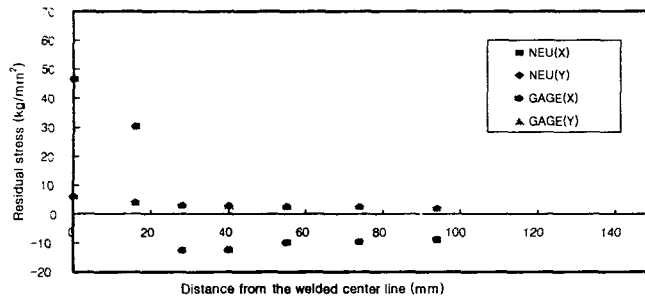


Fig. 4 Comparison with the measured and calculated residual stresses for neural network for specimen-3

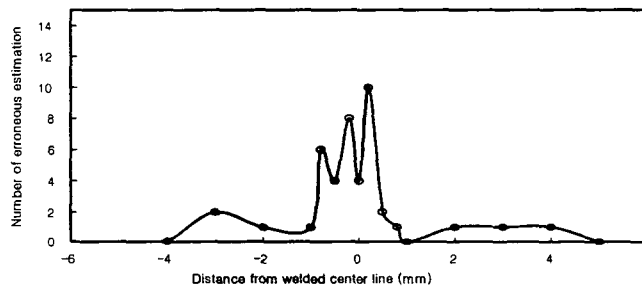


Fig. 5 Distribution of the estimation errors

#### 4. 결론

1. 다양한 수치해석 결과와 실험치를 비교하여 백프로퍼케이션 학습 알고리즘인 인공신경회로망을 통하여 용접잔류응력을 예측한 결과를 비교분석 검토한 결과 효과가 있었다.
2. 인공신경회로망에 실험데이터 및 예측한 데이터를 실제 시험편을 제작하여 이와 유사한 조건에서 용접잔류응력을 측정된 결과 인공신경회로망이 최적의 용접조건을 선정한 값과 어느 정도 일치함을 알 수 있었다.
3. 더욱 신뢰성 있는 인공신경회로망을 이용한 최적 용접조건 선정을 위한 프로그램을 위해 새로운 학습법 개발 및 학습할 데이터의 양을 늘리고 방대한 양을 데이터 베이스화 할 경우 최적의 용접잔류응력 예측시스템 개발은 더욱 신뢰성을 높일 수 있을 것으로 사료되며 이는 앞으로 꾸준한 연구가 진행되어야 할 것으로 사료된다.

#### 참고문헌

1. 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.

2. V. Ramamurti and S. Suresh. "Residual Stress Analysis in Weldments" Engineering Fracture Mechanics, Vol. 38, No. 6, pp. 385-391, 1991.
3. S. Nair and C. Dix. "Residual Stress Generation and Relaxation in Butt-Welded Pipes" Transactions of the ASME, Vol. 104, pp. 188-192, 1982.
4. K. Ito. "Recent Welding Technology in the Aircraft Industry" Journal of Light Metal Welding and Construction, Japan, Vol. 22, No. 1, pp. 21-28, 1984.
5. K. Masubuchi. "Analysis of Welded Structure" International Series on Materials Science and Technology, Vol. 33, pp. 518-576, 1980.
6. T. S. wilkinson, D. A. Mighell, and J. W. Goodman, "Backpropagation and Its Application to Handwritten Signature Verification" IEEE Conference on Neural Information Procession Systems Natural and Synthetic, pp. 487~496, 1989.
7. D. O. Hebb, "The Organization of Behavior" Wiley, pp. 73~82, 1949.
8. F. Rosenblatt, "Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain." Psychologic Review, Vol. 65, pp.386~408, 1958.
9. M. Minsky and S. Papert "Perceptrons" Cambridge, MA, MIT Press, 1969.
10. T. K. Kohonen. "The Neural Phonetic Typewriter" IEEE Computer, Vol. 1, No. 3, pp. 11~22, 1978.