

# 인공신경회로망을 이용한 탄산가스 아크 용접의 잔류응력 예측에 관한 연구

A Study of Predicting Method of Residual Stress Using Artificial Neural Network in CO<sub>2</sub> Arc Welding

조 용 준\*, 이 세 현\*\*, 엄 기 원\*\*

\* 학생회원, 한양대학교 정밀기계공학과 대학원

\*\* 정회원, 한양대학교 정밀기계공학과

## 1. 서 론

본 연구에서는 잔류응력의 효과적인 예측방법을 제안하기 위하여, 학습 능력을 지닌 Error Back Propagation 알고리즘에 의한 Multilayer Perceptron 인공신경회로망을 수단적 방법으로 도입하여 용접부의 잔류응력 예측에 응용하고자 하였으며, 범용 유한요소 해석 패키지인 ANSYS 4.4A를 이용한 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하여 인공 신경회로망의 학습에 필요한 데이터를 산출하였다. 또한, 재질이 연강인 시편에 탄산가스 아크 V형 맞대기 용접을 수행한 후, 기존의 실험 방법중 반파괴적이며 스트레스 이완법의 가장 대표적인 방법인 Hole-Drilling 방법을 이용하여 앞에서 얻어진 수치 해석 결과의 타당성을 검증하여 인공신경회로망에 학습된 데이터가 신뢰성있는 것임을 입증하였다.

## 2. 인공신경회로망의 적용

잔류 응력은 일반적인 실험적 절차에 의해서는 측정되기 힘들다. 왜냐하면, 센서가 응력 제거에 의한 변형을 변화를 감지하기 위해서는, 센서 부착 상태에서 어떤 형식으로든 잔류 응력을 노출시켜야만 하는데 이를 위해서는 부재를 파괴하여야 하기 때문이다.

이러한 단점을 보완하기 하기 위해서 수치해석 기법이 도입될 수 있다. 하지만 이 방법도 계산 시간에 의한 시간 지연 요소를 지니고 있기 때문에 실제적인 용접공정 응용에는 한계점을 지니고 있다.

이러한 이유에서 파괴에 의한 실험적 방법의 단점과 시간 지연에 의한 수치해석 방법의 단점을 모두 보완해 주면서 정확도에 있어 두 방법과 큰 차이가 없는 새로운 잔류응력 예측법이 필요하다. 본 연구에서는 위의 단점들을 보완하고 장점을 살리기 위하여 인공신경회로망을 잔류응력 예측법에 적용하였다. 이전의 방법에서 오는 장점은 학습 데이터를 적절히 적용하고 검증함으로써 본 예측법에서도 가능하게 하였다.

## 3. 유한요소법에 의한 학습 데이터의 산출

탄산 가스 아크 V형 맞대기 용접을 유한 요소법을 이용하여 시뮬레이션 하였다. 나중에 스트레인 게이지에 의한 실험에서 얻어진 데이터와의 비교를 위하여 용접방향에서 중앙인 부분, 즉,  $x=75mm$ 인 면을 축으로 하여 각 노드의 응력 분포를 관찰하였다. 용접방향의 응력은 용접 중심선을 중심으로 인장응력이 차츰 감소하게 되며 끝단 부분에서는 압축응력이 작용됨을 볼 수 있다. 인장응력의 최대값은 항복응력을 약간 넘는 정도의 값을 나타내었다. 횡방향 응력은 종방향 응력에 비해 상대적으로 작은 값을 나타냈으며 역시 용접 중심선 부근이 최대 인장응력을 받고 있었다. 사용된 시편의 두께(6mm)효과를 생각하여 두께 방

향의 응력은 고려 대상에서 제외시켰다.

용접 입열이 증가할수록 최대 인장 응력을 받고 있는 부분이 중심선에서 멀어지고, 끝단의 압축 응력도 점점 증가함을 알 수 있었다. 횡방향의 응력도 입열량이 증가할수록 증가됨을 알 수 있었는데, 이는 높은 전류, 전압에서의 용접 시공이 잔류응력에 더욱 취약함을 보여주는 좋은 예가 될 것이다.

사용된 시편의 크기 효과에 따라 끝단으로 갈수록 압축응력의 크기가 증가됨을 볼 수 있으며, 상대적으로 폭이 넓은 시편에서 발생하는 응력의 현상과는 반대의 형태를 보이고 있다.

#### 4. 학습 데이터의 검증

Hole-Drilling 방법을 적용하여 학습 데이터를 검증하였는데, 이 방법은 무척 작은 구멍을 잔류응력이 존재하는 물체에 뚫으면, 자유 표면의 응력이 '0'이 되어야 한다는 이유에서 그 부분의 응력이 노출되게 된다는 원리를 이용한 것이다. 구멍 면에 존재했던 반경방향 응력의 제거는 구멍 근방의 응력을 변화시키고, 그에 따라 측정 물체의 표면에서는 국부 응력이 변화하게 된다. 이때, 구멍주위의 변형율의 변화를 측정함으로써 물체가 원래 가지고 있었던 잔류 응력을 계산해 낼 수 있다. 본 연구에서는 Schajer에 의해 제안된 식을 사용하여 비관통구멍 주위의 잔류응력을 산출하였다.

실험 시편은 용접구조물의 길이 및 너비효과를 감안하여 다음과 같이 용접 시편을 제작하였다. 용접모재는 일반 용접 구조물로 가장 많이 사용하는 SS41을 사용하였다. 너비 100 mm, 길이 150 mm, 두께 6 mm의 시편을 전류와 전압을 변화하여가며 탄산가스 V형 맞대기 다단 용접하였다. 첫 번째 패스는 용접 속도, 9 mm/sec로 220A, 27V의 조건에서 용접을 수행하였고, 두 번째 패스는 용접 속도, 9.4 mm/sec로 전류 250~285A, 전압 30~35V를 적절히 조정하여 가며 용접을 수행하였다. 이때 Shielding Gas로는 탄산가스만을 사용하였다.

실험 과정으로 본 연구에서는 세 개의 그리드가 한 게이지안에 들어있는 Rosette Strain Gauge를 사용하여, 고 정밀도의 Strain Indicator로 변형율을 측정하였다. 구멍은 드릴의 진동에 관계없이 게이지의 중심에 매우 정밀하게 가공되어야함으로 Milling Guide라는 보조장치를 사용하였다.

이상의 과정을 4개의 시편에 반복적으로 수행하였다. 잔류응력은 중심선을 중심으로 감소되는 경향을 보였으며, 끝단에 가까워지면 그 크기가 급격히 줄어들고, 그 최대 값은 항복응력보다 약간 큰 수치를 보여주고있다.

본 연구의 목적상, 해석에 의한 결과값은 실험에 의한 결과 값과 비교해 볼 때 어느 정도 신뢰성을 지니고 있다고 판단되므로, 인공 신경망 회로에 학습시켜 잔류응력을 예측하는데 적절한 데이터라 할 수 있었다.

#### 5. 인공신경회로망에 의한 잔류응력 예측

용접은 전류와 전압을 변화하여가며 수행되었으므로 입력 변수는 전류와 전압으로 정하였고 활성화 함수로 사용된 Sigmoid 함수의 특성상 각각 0.1~0.9 사이의 값으로 표준화하여 사용하였다. 출력 변수는 실험적 신뢰성이 입증된 유한요소법에 의한 실험적 결과치를 적용하였다. hidden layer의 경우, 기존의 논문을 참고하여 다른 모델보다 오차율이 적고 안정적

인 20×20의 형태를 택하였다.

이상의 학습 방법에 의해 인공신경회로망을 학습시킨 결과 95.3%의 학습율을 얻을 수 있었고, 학습된 범위 내에서의 잔류 응력 결과는 최고 오차 7%를 넘지 않았다. 이는 임의의 전류, 전압을 신경회로망에 입력했을 때 나오는 출력을 비교하여 알 수 있었다.

본 연구에서 제시된 잔류응력 예측방법은 기존의 예측 방법과 비교하여 불 때 신뢰성 문제에 있어서 수치해석적 기법과 큰 차이가 없을 뿐 아니라, 경제적인 측면에서도 실험적 방법이나 수치적 계산 방법에 비해 월등히 우수함을 알 수 있었다. 이 방법에 의해 적절한 데이터로 학습된 용접공정의 경우, 매우 신속하고 정확하게 용접 잔류 응력을 구할 수 있으므로 산업 현장에 쉽게 응용이 가능하며, 품질 및 생산성 향상에 큰 도움을 줄 수 있으리라 생각된다.

## 6. 결 론

지금까지 유한요소법과 인공 신경회로망을 이용하여 탄산가스 아크 맞대기 용접의 잔류응력 예측방법에 관하여 알아보았다. 이상의 연구에서 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 각기 다른 용접조건으로 탄산가스 아크 맞대기 용접을 실시한 후 Hole-Drilling 방법으로 잔류응력을 측정하여 부위에 따른 잔류응력의 분포 및 특성을 알 수 있었다.
2. 유한요소법을 이용하여 탄산가스 아크용접의 3차원 열전도 해석을 수행하였으며 열전도 해석 결과를 응력해석에 적용하여 잔류응력값을 계산하였다.
3. 다양한 수치해석 결과를 실험치와 비교하여 유한요소법을 이용한 수치해석의 신뢰성을 입증하였다.
4. 수치해석에서 얻은 결과를 인공신경망에 학습시켜 주어진 범위내의 전류, 전압에 대한 잔류응력을 구할 수 있는 새로운 예측 법을 제시하였다.
5. 본 연구에 의한 예측결과는 신속성과 정확성 면에서 기존의 방법보다 우수함을 알 수 있었다.

## 참고문헌

1. Lippmann, Richard P., "An Introduction to Computing with Neural Nets.", *IEEE Assp Magazine* (1987)
2. Onda, H. and Y. Nishinaga, "Neural Net Application to Welding Defect Identification.", *Journal of Fujitsu Science and Technology* (1993)
3. Schajer, G. S., "Application of Finite Element Calculation to Residual Stress Measurements." *Journal of Engineering Materials and Technology*, 103 (1981)
4. Rosenthal, D., "Mathenatical Theory of Heat Distribution During Welding and Cutting." *Welding Journal*, 20 (1941)
5. Tekriwal, P. and J. Mazumder, "Finite Element Analysis of Three-Dimensional Transient Heat Transfer in GMA Welding." *Journal of Welding Research* (1988)

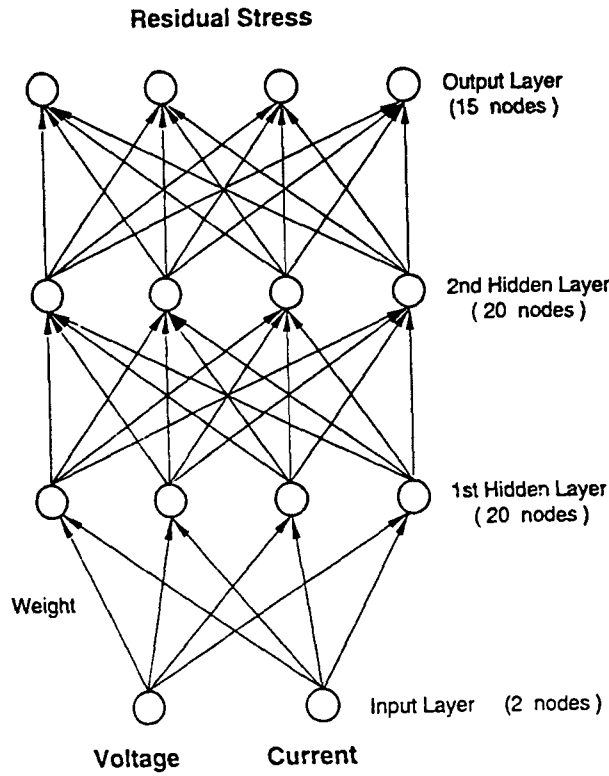


Fig.1 Schematic Diagram of Neural Network

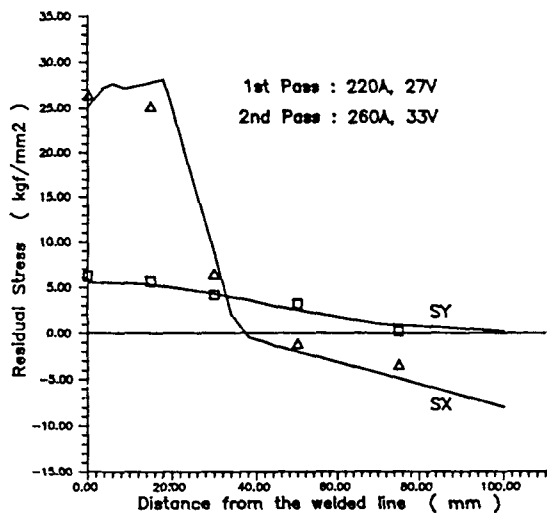


Fig.2 Comparison of Experiment Data with Analysis Data

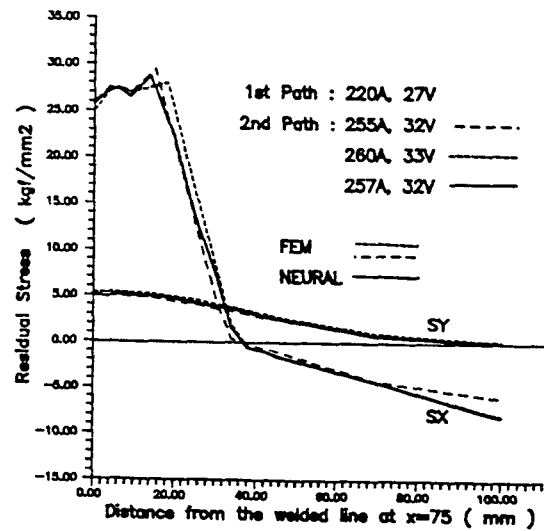


Fig.3 Verification of Predicted Data by Neural Network