

신경회로망을 이용한 용접현상 해석 및 용접 품질판단에 관한 연구

이준희* · 김하나** · 신동석** · 강성인** · 김관형**

*동명대학교 정보통신공학과

**동명대학교 컴퓨터공학과

A Study on Weld Pattern Analysis and Weld Quality Recognition using Neural Network

Jun-hee Lee* · Ha-na Kim** · Dong-suk Shin** · Sung-in Kang** · Gwan-hyung Kim**

*Information and Communications Engineering TongMyong University

**Department of Computer Engineering TongMyong University

E-mail : khkim@tu.ac.kr

요 약

최근 용접공정은 무인화 및 자동화 시스템의 구축이 급속하게 발전하고 있으며 정확한 용접현상의 해석을 위하여 여러 가지 신호처리 알고리즘을 적용하고 있다.

본 논문에서는 아크용접의 모니터링시스템의 구성에 있어서 용접 품질을 실시간으로 판단할 수 있는 효율적인 신경회로망을 제시하고, 학습 데이터의 선정을 위한 전처리 과정을 제시하며, 학습된 신경회로망을 이용하여 실제 용접이 이루어지는 파형에 대한 평가를 보다 정밀하고 정확하게 평가 할 수 있는 방법을 제시한다.

ABSTRACT

Recently, in Weld Processing field, unmanned and automatic system construction has experienced the rapid growth, and diverse signal processing has been employed in order to translate the exact weld pattern.

In this paper, We will suggest the effective neural network which can decide the weld quality in arc weld and monitoring system in real time. In addition, We will present the pre-processing for selecting the study data, and the method to evaluate the wave of weld more precisely and accurately through known Neural Network.

키워드

아크용접, 신경회로망, 용접품질, 아크용접 모니터링시스템

1. 서 론

최근 용접공정은 무인화 및 자동화 시스템의 구축이 급속하게 발전하고 있으며 정확한 용접현상의 해석을 요구한다. 예를 들어, 로봇시스템을 구축하여 용접할 경우에는 작업자가 직접 현장에서 용접품을 감시할 수 없기 때문에 용접 품질 모니터링 및 용접 품질판단 시스템의 중요성이 점차 강조되고 있다.

아크용접에 있어서 대표적인 모니터링 인자로

용접전류, 용접전압을 활용하여 모니터링하고 있다. 이러한 용접인자를 이용해 수치해석적인 방법을 이용하여 용접의 강도나 품질을 판단하기 때문에 판단방법을 수식적으로 분석하고 공식화하는 방법을 찾기란 매우 어려운 일이다. 그러나 이러한 수식적으로 공식화하기 힘든 부분에 인공지능 분야의 한 분야인 신경회로망을 적용하면 수식적으로 공식화하기 힘든 모든 현상을 보다 쉽고 편리하게 분석해 낼 수 있는 것으로 알려져 있다. 또한, 수치 해석적인 방법은 고정된

수식으로 모니터링을 하기 때문에 용접 환경의 변화가 발생하면 불량 판단의 기준이 모호해지고 기준 설정이 애매한 경우에는 판단하기 곤란한 경우가 발생할 수 있다. 그러나 인공지능의 한 분야인 신경회로망은 그러한 애매하고 불확실한 영역에서 더욱 우수하고 유연성 있는 성능을 보여주고 있다^[1].

II. 본 론

일반적으로 아크 용접에서 우수한 용접 품질을 얻기 위한 중요한 과제는 아크의 안정화에 있다. 아크의 안정화는 용접 시 발생하는 와이어와 용융지 사이에 달게 되는 이른바 단락 현상이 규칙적으로 나타나게 된다는 것을 의미하며 이러한 규칙적인 현상은 용접 품질 또한 매우 우수하다고 볼 수 있는 확률이 높다는 것을 의미한다.

우선, 용접현상의 관찰을 위해서 선결되어야 하는 부분이 용접시스템의 모니터링이다. 대표적인 모니터링 인자로는 용접속도, 와이어 송급속도, 용접전류, 용접전압 등은 대표적인 인자로 두고 있다. 그러나 본 논문에서는 용접전류와 용접전압을 중심으로 실험하였으며, 용접 시 발생하는 용접전류, 용접전압 값의 데이터를 가지고 용접현상을 분석하였다.

본 논문에서 사용한 학습 알고리즘은 패턴인식과 시스템제어와 같은 다양한 응용분야에서 가장 일반적으로 사용되고, 뛰어난 학습능력과 학습된 시스템의 신뢰도가 높은 오류 역전파 학습 알고리즘을 이용하였다. 적용한 학습 알고리즘은 일반적으로 오차를 정정하는 규칙으로서, 입력에 대해 원하는 목표값과 신경회로망의 출력값에 대한 차이를 줄여 나가는 것이다. 이는 신경회로망의 연결 가중치를 반복적으로 조정하여 실제 신경회로망의 출력벡터와 원하는 출력벡터와의 차이를 줄여 나가면서 학습하는 알고리즘이다^[2].

III. 패턴추출 및 분류

용접 시 발생하는 현상의 데이터 추출을 위하여 그림 1과 같은 시스템에서의 용접기로부터 용접전류와 용접전압을 A/D Converter로 변환하여 추출하였다.

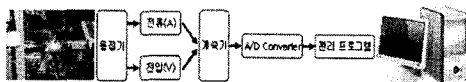


그림 1. 아크용접 시스템 구성도

실험에 사용된 샘플링 주파수는 5KHz이며, 정

상용접과 불량용접 패턴은 각각 5개씩으로 하였으며, 추출된 패턴은 그림 2, 그림 3과 같은 파형으로 제시하였다.

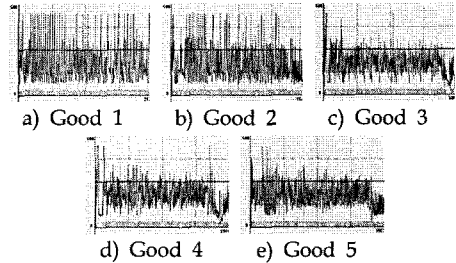


그림 2. 정상용접 파형

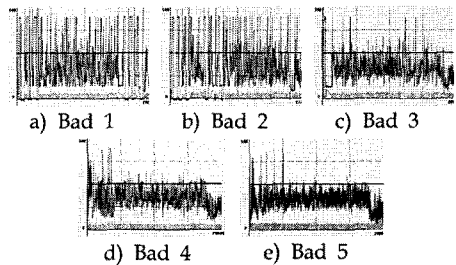


그림 3. 불량용접 파형

IV. 실험 및 구현

본 실험에서는 정상 및 불량용접 각각 5개의 학습패턴을 추출하여 전처리 과정으로 필터링과 정규화 과정을 거쳤다. 이때 용접 기동 시 발생하는 순간적인 높은 전류, 전압 구간 이후부터 2¹⁴=16384개씩 추출하여 적용하였으며, 그림 4와 같이 이동평균필터와 정규화를 거쳐 신경회로망의 학습을 위한 197개의 데이터로 가공한다^[4]. 이 데이터는 각각 63개의 전류값, 전압값, 전류와 전압 각각의 최대값, 최소값, 평균값 그리고 전류×전압 63개와 전류×전압의 최대값, 최소값이며 신경망의 입력층에 입력된다^{[5][6][7]}.

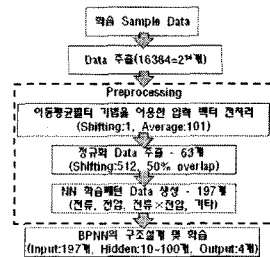


그림 4. 데이터 전처리 과정 및 신경망학습 순서도

이러한 데이터 추출과 전처리 과정을 MS Visual C++로 프로그램화 하여 그림 5와 같이 각 과정을 단계별로 수행 하였다.

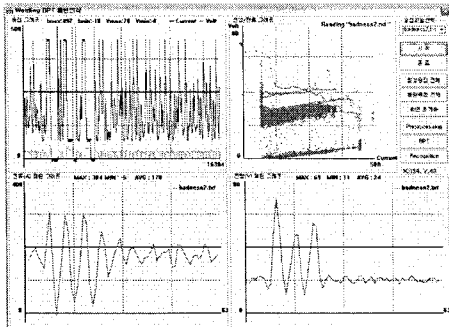


그림 5. 패턴분류 프로그램

다음은 추출된 197개의 데이터를 신경회로망의 입력층에 입력하고 학습 목표값으로 그림 6과 같이 정상과 불량 의 각 패턴별로 분류하고 각각 코드화 하여 학습 패턴을 생성하였다.

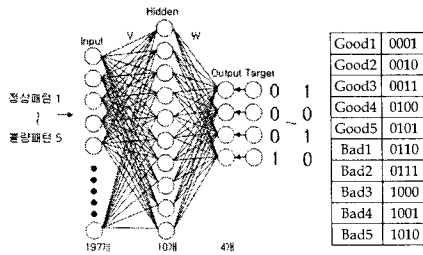


그림 6. 신경회로망과 학습 패턴

이때 은닉층의 뉴런수는 10개이며 출력층의 뉴런수는 4개, 학습률 0.9이며 허용오차는 0.001 이고 그림 7과 같은 역전파 학습 프로그램으로 학습하였다.

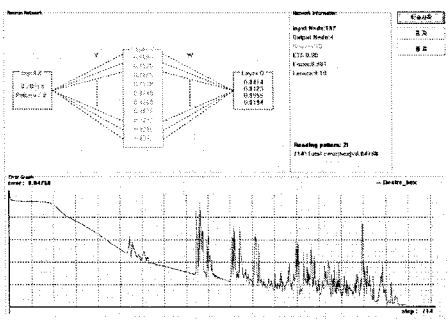


그림 7. 역전파 학습 프로그램

학습 완료 후 저장된 연결 가중치 V_{ij} , W_{ij} , 그

리고 각 바이어스들의 연결 가중치를 토대로 그림 8과 같은 순서로 용접패턴을 인식하였다.

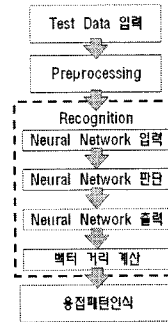
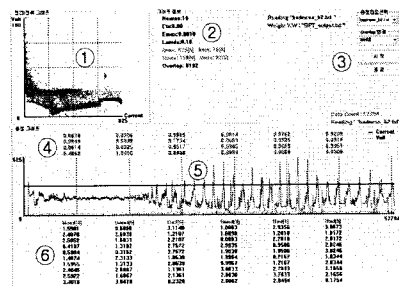


그림 8. 용접패턴 인식과정 순서도

실험 데이터를 신경회로망에 입력하기 전에 데이터가공 순서도에 맞추어 데이터 전처리 과정을 차례로 거친 후 데이터를 추출하여 학습된 신경회로망에 입력한다. 이때 가공되는 데이터는 $2^{14}=16384$ 개씩 차례로 실시되며 사용자가 원하는 중첩된 범위만큼 데이터를 중첩시켰다. 그 결과 출력층에서 출력되는 출력패턴과 목표 패턴과 대응시켰 분석하였다. 학습된 신경회로망으로부터 출력되는 출력 패턴을 분석하여 용접의 유사도를 재판별하여 효율적인 패턴분리 뿐만 아니라 미학습된 패턴을 구별 할 수 있게 하였다. 이러한 정보들을 그림 9와 같이 프로그램화 하여 나타내었다.



- ① I-V 그래프
- ② Neural Network 정보 & Input Data 정보
- ③ 파일, Overlap구간 선택
- ④ Output Layer
- ⑤ Input Data 과정
- ⑥ 유클리드 거리를 이용한 판별

그림 9. 패턴인식 프로그램

실험을 위한 6개의 새로운 실험 데이터의 인식 결과 표 1과 같이 판별되었다. 이때 유클리드 거리를 이용하여 실험 데이터와 학습한 패턴과의 유사도가 85% 이하이면 Unknown(미학습 패턴)으로 판별하였다.

표 1에서 우측의 수치는 각 실험 데이터의 데이터 개수이며 50%씩 증침시켜서 실험한 결과 4~6개의 구간으로 나뉘어졌고, 각 실험 데이터는 학습한 패턴 중 가장 유사성을 가지는 패턴으로 판별이 되었음을 볼 수 있다.

표 1. Test Data 인식 결과

파일명	인식 결과						Data개수
Good a1	G5	G5	G5	G5	G5		56009
Good a2	G5	G5	G5	G4	G5		56249
Bad a1	B5	G5	U	U	G5		56099
Bad a2	G5	U	G1	U	U		57246
Bad b1	B3	B3	B3	B3			46107
Bad b2	G4	G1	B3	G3	G4	B5	57794

(G1~G5 : Good Pattern, B1~B5 : Bad Pattern, U : Unknown)

Good a1, a2의 경우에는 모든 구간이 학습한 패턴 중 정상패턴으로만 분류가 되었다. 또한 Bad b1의 경우에는 학습한 패턴 중 불량패턴으로만 분류가 되었다. 반면에 Bad b2의 경우에는 정상패턴과 불량패턴이 섞여있음을 볼 수 있는데, 그 이유는 그림 10과 같이 정상적인 용접이 진행되다가 어느 지점에서 불량이 발생하였기 때문이다.



그림 10. Bad b2의 실제 용접 결과

그리고 Bad a1, a2의 실험 데이터 중 학습한 패턴 이외의 새로운 패턴이 존재하기 때문에 이 구간을 Unknown으로 분류해 내는 결과를 보여 주고 있다.

V. 결 론

본 연구에서는 학습 데이터의 선정을 위한 전처리 과정을 제시하였고, 신경회로망을 이용하여 아크용접의 용접 품질을 실시간으로 판단할 수 있는 프로그램을 구현하였다.

학습 패턴을 목표치를 코드화 하여 학습시킨 후 새로운 실험 데이터를 신경회로망을 이용하여 인식한 결과 정상용접과 불량용접, 그리고 미학습된 용접패턴으로 품질별 패턴분리가 되는 것을 확인할 수 있었다.

향후 연구 방향은 실시간 모니터링 중 미학습 용접패턴의 발생 시, 즉시 이를 추가로 재학습하

여 더욱 정밀하고 정확한 용접 품질판단이 되도록 하고, 아크용접뿐만 아니라 타 용접에도 적용할 수 있도록 연구하고자 한다.

참고문헌

- [1] 모니텍 코리아, "Welding Monitoring System", 모니텍 코리아, 2007
- [2] Jinhan M&B, "신경망 이론과 응용(I)", 김대수, 2005
- [3] Jacek M. Zurada, Introduction to Artificial Neural System, West Publishing Company, 1992
- [4] 한학용, 하성욱, 허강인, Multimedia Sound Programming, 영진닷컴, p170~176, 2003
- [5] 김관형, 강성인, 신경회로망을 이용한 용접 Root Gap 검출과 모니터링에 관한 연구, 한국해양정보통신학회논문지, 10권 7호, 2006. 2
- [6] 김관형, 강성인, 이태오, 신경회로망을 이용한 지능형 가공 시스템 제어기 구현, 한국해양정보통신학회논문지, 8권 6호, 2004. 7
- [7] 윤성운, 김창현, 김재열, 용접결함의 패턴인식을 위한 분류기 알고리즘의 성능 비교, 한국공작기계학회논문집, Vol15 No3, 2006. 6