

동저항 패턴 인식 및 실시간 품질 평가

Pattern Recognition of Dynamic Resistance and Real Time Quality Estimation

조용준*, 이세현**

* 한양대학교 정밀기계공학과 대학원

** 한양대학교 기계공학부

Abstract

Quality estimation of the weld has been one of the important issues in RSW which is a main process of the sheet metal fabrication in auto-body industry. It was well known that among the various welding process variables, dynamic resistance has a close relation with nugget formation. With this variable, it is possible to estimate the weld quality in real time. In this study, a new quality estimation algorithm is developed with the primary dynamic resistance measured at welding machine timer. For this, feature recognition method of Hopfield neural network is used. Primary resistance patterns are vectorized and classified with five patterns. The network trained by these patterns recognizes the dynamic resistance pattern and estimates the weld quality. Because the process variable monitored at the primary circuit is used, it is possible to apply this system to real time application without any consideration of electrode wear or shunt effect.

1. 서론

초기의 연구¹⁾ 에서부터 용접부의 저항 변화는 중요한 연구 대상이 되었으며, 오실로스코프 등의 계측 장비를 이용하여 이러한 공정 변수를 모니터링 하였다. 이 후 여러 가지 연구들을 바탕으로 용접전압과 전류, 동저항 등의 전기적 물리량과 더불어 전극분리 신호 등의 기계적 물리량이 모니터링 변수로 사용되어 용접부 품질을 고찰하였으며²⁾, 해석적인 방법과 실험적인 방법을 이용하여 너겟 형성 거동을 고찰하기도 하였다.³⁾ 특히, Dickinson 등⁴⁾ 은 다이나믹한 전기적 인자가 용융 너겟의 생성이나 성장과 어떤 관계가 있는가를 동저항의 패턴 변화를 근거로 고찰하였다. 한편, 위의 동적 인자들을 이용하여 용접부의 품질을 예측하고자 하는 노력이 계속 되었는데, Hao 등⁵⁾ 은 회귀분석을 이용한 너겟 품질 예측 시스템을 제안하였으며, 너겟 형성 예측 시스템을 보다 일반적으로 적용하기 위하여 Livshits는⁶⁾ 보다 일반적인 품질 예측법을 제안하기도 하였다. 그러나, 기계적, 전기적 요소들이 복합적으로 작용하는 공정의 비선형 특성상 보다 효과적인 품질 판단 시스템이 요구되고 있으며, 이러한 대안으로 인공 지능형 판단 시스템 개발이 연구되고 있다. 퍼지 알고리즘을 이용하여 용접부의 품질을 예측하고자 하는 연구도 수행되었는데, 주로 실시간적으로 응용할 수 있는 시스템 개발에 중점을 두어 연구가 진행되었다.⁷⁾

이에 본 연구에서는 별도의 계측 장비의 부착없이 용접기1차 회로, 즉, 용접기 타이머에서 용접부의 저항 변화를 계측할 수 있는 시스템을 제안하였으며, 이 동저항을 신경회로망에 적용하여 용접부의 품질을 판단하고자 하였다. 특히, 동저항 값을 이용할 때 발생하는 오류를 피하기 위해, 형상인식 기법을 사용하여 동저항 분류하였으며, 이에 해당하는 품질을 예측하고자 하였다.

2. 홉필드 신경 회로망

용접기 1차 회로에서 얻은 동저항을 용접 품질 판단에 지능적으로 사용하기 위하여 홉필드 신경회로망을 사용하였다. 홉필드 신경망은 대칭 연결강도를 지닌 단층 피드백 회로망으로, 주로 연상 기억이나 최적화 문제에 많이 사용되고 있다. 본 연구에서 이 회로망의 특징 중 하나인 연상 능력을 이용하여 동저항의 패턴 형상을 인식하고 분류하고자 하였다. 홉필드 신경망은 그림 1과 같이 각 노드가 상호 연결되어 있다. 각 노드는 외부 입력, x_j 와 스레숄드(threshold) θ_j 로 연결되어 있으며, 각각의 j 번째 출력 노드는 다른 노드와 상호 연결되어 있는 연결강도, w_{ij} ,를 통하여 입력으로 작용한다. 출력은 비동기적 통계 회귀방식에 의해서 한번에 한 노드씩 업데이트 하였다. 일반적으로 홉필드 네트워크에서 너무 많은 참조 패턴을 사용할 경우 입력에 대해 잘못된 패턴으로 수렴될 수도 있는데, 이에 따라 사용된 총 노드 수의 0.15배 이하의 참조 패턴을 사용하도록 권장하고 있다. 본 연구에서 60개의 노드를 지닌 네트워크를 구성하여 5가지 참조 패턴을 기억시켰으며, 이를 동저항 패턴 인식에 사용하고자 하였다.

3. 형상 인식

3.1 1차 동저항 및 그 패턴

형상 인식 알고리즘을 이용하여 1차 동저항 패턴을 분류하기 위하여 용접기 타이머에서 검출한 1차 회로 동저항 패턴은 신경회로망에 적용할 수 있도록 정규화된 후 벡터로 변환되었다. 그림 2는 용접 전류를 5kA-11kA로 1.5kA씩 변화하여 가며 얻은 1차 동저항 중에서 각 조건을 대표하는 동저항 패턴을 나타낸 것이다. 동저항 패턴은 10×6 개의 벡터로 표현되어 '0'과 '1'의 벡터로 표현하였으며, 각각을 흰색과 검은색의 사각형으로 나타내어 도식화하였다. 각각의 패턴들을 5가지 분류로 나누어 신경망에 학습시키고 용접이 완료됨과 동시에 타이머에서 얻은 동저항을 이상의 패턴에 따라 분류하고자 하였다.

3.2 패턴에 따른 분류

각 분류의 기준이 되는 다섯 가지 벡터 패턴들을 용접 품질 판단에 사용하였다. 각 패턴들은 앞 절에서 언급한 신경회로망에 학습되었으며, 이에 따라 신경망의 가중치가 초기화되었다. 용접에서 얻은 1차 동저항 패턴을 벡터화하고 이를 학습이 완료된 신경망에 적용하였다. 홉필드 신경망은 입력된 패턴을 인식하여 기억된 패턴과 가장 가까운 분류를 찾아내어 출력하였다. 그림 3은 이러한 과정을 보여주는 한 예이다. 벡터화한 동저항 패턴을 3차원 그래프로 나타내어 신경망의 반복에 따른 출력 벡터를 표시하고 있다. 출력 벡터의 크기는 0에서 1사이의 값으로 나타내어 0의 값에 가까울수록 흰색의 막대로 표시하였으며, 1에 값에 가까울수록 검은 색의 막대로 표시하였다. 그림 3(a)는 용접이 완료된 후 타이머에서 얻은 동저항 패턴이다. 이 패턴을 학습된 신경회로망에 적용한 결과를 반복 회수 k 에 따라 그림 3(a)-(e)에 나타내었다. 그림 3(b)는 첫번째 반복이 진행된 후의 변화된 패턴의 모습이다. 이미 학습된 패턴과 일치하는 부분은 짙은 색을 나타내고 있으나, 새로이 맞추어 가는 부분은 옅은 색을 띄고있다. 그림 3(b)-(e)로 반복회수가 진행됨에 따라 이러한 경향은 보다 심화되고 있으며, 다섯번째 반복 결과를 표시한 그림 3(d)의 최종 단계에서는 학습된 패턴과 일치하는 부분만이 검은색으로 나타나 그림 3(a)에 제시된 동저항 패턴은 그림 2(c)와 같은 패턴으로 분류되었음을 알 수 있다.

4. 결론

기존의 연구에서는 현장 응용이 어려운 방법인 2차 회로에서 검출한 용접 전류와 전압을 이용하여 동저항을 계산하였으나, 본 연구에서는 용접기 1차 회로 즉, 용접기 타이머에서 마이크로프로세서를 이용하여 모니터링한 동저항을 품질 판단에 이용하였다. 용접부 품질을

판단하기 위하여 홉필드 회로망에 의한 패턴 인식 기법을 도입하였다. 1차 동저항을 형상 벡터화하여 5가지로 구분하였으며, 이를 신경회로망에 적용시켜, 용접이 완료됨과 동시에 이 동저항 패턴을 인식하여 분류하도록 하였다. 실험에 의해서 분류된 패턴들의 강도를 계측하였으며, 강도는 분류된 동저항 패턴에 따라 일정한 범위의 값을 지니고 있음을 알 수 있었다. 이에 따라, Class I 및 Class II 로 분류되는 동저항은 용접 '불량'으로, Class III 및 Class IV로 분류되는 동저항은 '양호'로 판정하였으며, 강도는 기준 이상이나 중간날림 현상이 관찰되는 Class V의 경우에는 '중간날림 양호'로 용접부의 품질을 판단하였다. 이러한 판단 방법은 동저항의 절대적인 값이 아닌 동저항의 패턴 변화에 의해 품질을 판단하기 때문에 외란에 보다 강하며, 너겟 형성결과와 직접적으로 관련된 정보를 이용하는 것이기 때문에 전극의 소모, 용접부의 셉트 효과등에 관계없이 보다 일반적으로 용접부의 품질을 예측할 수 있는 장점이 있다.

참고문헌

1. Roberts, W. L. : Resistance Variations During Spot Welding, Welding Journal, Vol. 30, No. 11, (1951), pp. 1004s-1019s
2. Johnson, K. I., and Needham, J. C. : New Design of Resistance Spot Welding Machine for Quality Control, Welding Journal, Vol. 51, No. 3, (1972), pp. 1s-8s
3. Nied, A. : The finite Element Modeling of the Resistance Spot Welding Process, Welding Journal, Vol. 63, No. 4, (1984), pp. 123s-132s
4. Dickinson, D. W., Franklin, J. E., and Stanya, A. : Characterization of Spot Welding Behavior by Dynamic Electrical Parameter Monitoring, Welding Journal, Vol. 59, No. 6, (1980), pp. 170s-176s
5. Hao, M., Osman, K. A., Boomer, D. R., and Newton, C. J. : Developments in characterization of resistance spot welding of aluminum, Welding Journal, Vol. 75, No. 1, (1996), pp. 1s-8s
6. Livshits, A. G. : Universal Quality Assurance Method for Resistance Spot Welding Based on Dynamic Resistance, Welding Journal, Vol. 76, No. 9, (1997), pp. 383s-390s
7. 조용준, 이세헌, 엄기원 : 퍼지 알고리즘을 이용한 저항 점 용접의 실시간 품질 평가 기술 개발에 관한 연구, 대한용접학회지, Vol. 16, No. 5, (1998), pp. 76-85

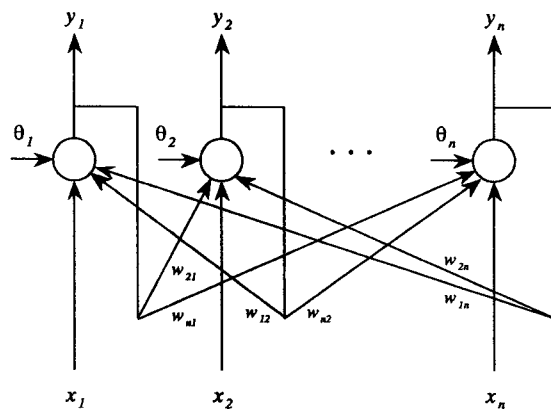


Fig. 1 Structure of the Hopfield network with n nodes

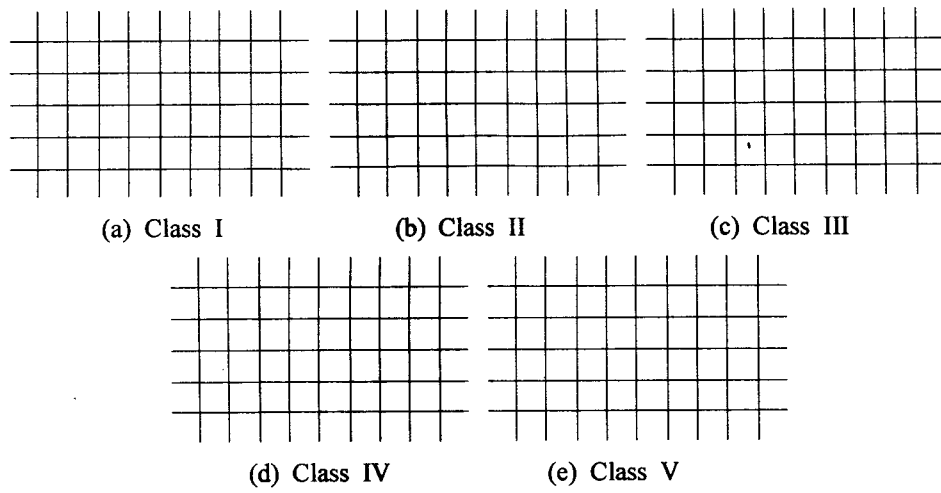


Fig. 2 Vectorized dynamic resistance patterns for Hopfield network

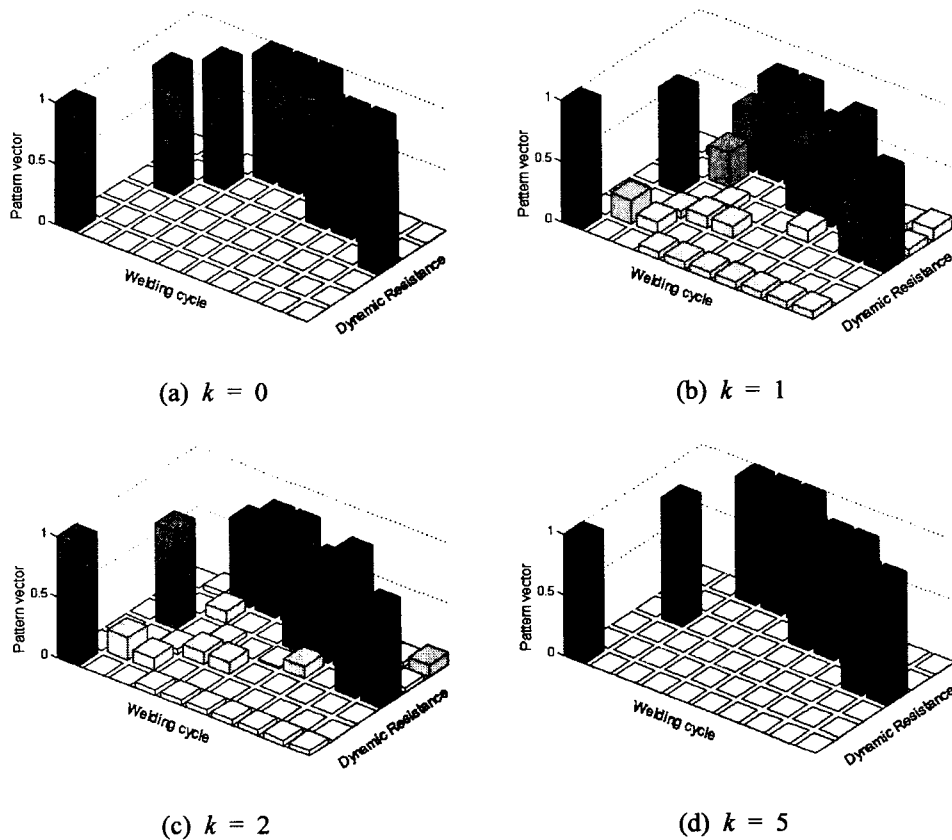


Fig. 3 Pattern matching process of the iterative neural network