

용접부 건전성 평가를 위한 카오럴 후처리 시스템의 구축

이 원*, 윤인식**

Construction of Chaoral Post-Process Syetem for Integrity Evaluation of Weld Zone

Won Yi*, In-Sik Yun**

ABSTRACT

This study proposes the analysis and evaluation method of time series ultrasonic signal using the chaoral post-process system for precision rate enhancement of ultrasonic pattern recognition. Chaos features extracted from time series data for analysis quantitatively weld defects. For this purpose, feature extraction objectives in this study are fractal dimension, Lyapunov exponent, shape of strange attrator. Trajectory changes in the strange attractor indicated that even same type of defects carried substantial difference in chaoticity resulting from distance shifts such as nearby 0.5, 1.0 skip distance. Such difference in chaoticity enables the evaluation of unique features of defects in the weld zone. In quantitative chaos feature extraction, feature values of 0.835 and 0.823 in the case of slag inclusion and 0.609 and 0.573 in the case of crack were suggested on the basis of fractal dimension and Lyapunov exponent. Proposed chaoral post-process system in this study can enhances precision rate of ultrasonic pattern recognition results from defect signals of weld zone, such as slag inclusion and crack.

Key Words : Chaoral(카오럴), Neural Network(신경회로망), Chaos(카오스), Ultrasonic Wave(초음파), Weld Zone(용접부), Slag Inclusion(슬래그 혼입), Crack(균열), Time Delay(시간 지연), Strange Attractor(스트레인지 어트랙터), Fractal Dimension(프랙탈 차원), Lyapunov Exponent(리아프노프 지수)

1. 서론

두 대상재의 금속적 이음법으로 널리 사용되는 용접(welding)은 용접 공정중의 많은 변수와 용접후 잔류 응

력(residual stress) 등으로 인하여 용접부내의 결함 발생이 대단히 높다. 특히 결함 중에서도 균열(crack)은 대형 구조물이나 교량과 같이 주기적인 반복 응력을 받을 경우 균열 선단(crack-tip)에서의 응력 집중(stress

* 숭실대학교 기계공학과

** 숭실대학교 대학원/대한검사기술(주)

concentration)으로 현저한 강도 저하를 초래하여 피로 파괴의 직접적 원인이 되기도 한다.

따라서 용접부에 존재하는 각종 결함을 검출하고, 검출한 결함의 형상을 파악하는 하는 것은 정량적 비파괴 평가(Quantitative Non-Destructive Evaluation : QNDE)에 의한 구조물 전체의 건전성 및 안전성 측면에서 공학적으로 대단히 중요하다.

현재 용접부내의 결함 검출을 위하여 널리 사용되고 있는 비파괴적 방법으로는 탐상 결과의 실시간 파악 등의 강점을 갖고 있는 초음파 탐상법⁽¹⁾⁽²⁾이 있으며, 검출한 결함의 형상 인식 분류기로서는 퍼지 추론⁽³⁾, 전문가 시스템⁽⁴⁾, 카오럴 해석⁽⁵⁾ 등을 들 수 있다.

이중에서 퍼지 추론에 의한 방법은 파형의 특징에 따른 모든 경우에 대하여 소속 함수(membership function)와 규칙의 설정이 쉽지 않으며, 전문가 시스템에 의한 방법은 결함 정보에 대하여 많은 탐상 경험에 의한 전문가적 판단을 할 수 있도록 하는 데이터 베이스 및 판단 시스템 구축 등과 같은 어려운 문제점을 내포하고 있다.

그러나 카오럴 해석(카오스+뉴럴 네트워크)은 카오스 이론에 의한 카오스 특징 추출과 추출한 특징에 대하여 신경회로망에 의한 결함 분류기를 구성하므로써 결함의 형상 인식 정밀도를 높일 수 있다.

용접부 결함의 종류 판별을 위해서는 A-scan에 의한 초음파 결함 신호에 대하여 결함 형상 인식의 정량적 특징 추출(feature extraction)을 하는 것이 첫번째의 선결 과제이다.

용접부 결함 특징 추출을 위한 기존의 방법에 있어서는 주로 시간 영역(time domain)상의 결함 정보를 나타내는 가장 첫 번째 파형이나 에너지가 큰 파형을 선정하여 상승 시간(rise time), 상승 기울기(rise slope), 피크-피크(peak-to-peak), 하강 시간(fall time), 하강 기울기(fall slope), 펄스 폭(pulse duration)과 주파수 영역(frequency domain)상의 대역폭(bandwidth), 파워 스펙트럼(power spectrum)등을 대상으로 하고 있으나, 파형의 변화가 심할 경우, 특징 추출의 기준점 설정이 어려우며, 또한 노이즈(noise) 수준을 고려한 임계치의 설정과 결함으로부터의 초음파 신호중 해석이 가능한 부분 파형만을 적용하는 단점으로 인하여 정밀도가 낮아지는 등의 문제점을 갖고 있다. 이와 같이 일반적인 특징 추출 방법으로 전체 파형을 고려한 정량적 특징을 추출하기 어려운 경우에 대하여 최근 인공지능 기법을 조합한 카오럴 해석(chaoral analysis)에 의한 방법⁽⁶⁾이 주목을 받고

있다.

카오스 이론에 의한 해석은 대상 신호가 갖는 고유의 성질을 시계열 데이터로 하여 계의 상태 공간내에 내재한 특성을 평가하게 되며, 이러한 특성을 파악하고, 해석하는 카오스 특징 추출과 추출한 특징에 대하여 일반화 능력의 강점을 갖고 있는 신경회로망을 이용하여 결함 분류기를 구성한 후, 학습에 의한 처리 소자로 테스트 하는 카오럴 후처리기로 정밀도 높은 해석이 가능하다.

특히 이⁽⁷⁾ 등에 의한 페라이트계 탄소강 용접부의 기공(porosity)과 불완전 용입(incomplete penetration) 초음파 결함 예코에 대한 형상 인식용 카오스 특징 추출과 이에 대하여 신경회로망에 의한 용접 결함 분류 기법의 제시는 초음파 형상 인식 분야에서 그 유효성이 입증되었다. 그러나 이러한 카오럴 이론은 카오스 이론과 신경회로망의 장점을 조합한 특성상 공학의 비선형 해석 분야에 대단한 강점을 갖고 있지만 저자들에게 의하여 용접부 건전성 평가에 최근 도입이 시도되고 있는 실정이다.

따라서 본 논문에서는 비선형 시계열 데이터 분석시에 유용한 카오스 이론을 이용하여 용접부의 초음파 결함 신호로부터 카오스적 정도를 확인하고, 초공간을 고려한 어트랙터의 차원으로부터 정량적 특징 추출을 한 후, 이에 대해 신경회로망에 의한 용접 결함 분류기를 구성하여 초음파 형상 인식을 위한 카오럴 후처리기의 유효성을 평가하고자 하였다.

이를 위하여 페라이트계 탄소강 용접부의 결함(슬래그 혼입과 균열)에 대하여 0.5 스킵(skip)이내와 1.0 스킵 거리를 대상으로 횡파 사각법에 의한 초음파 결함 신호를 용접부에 근접시켜 최대 에너지를 기준으로 하여 시계열 데이터로 획득하였다. 이렇게 획득한 시계열 데이터에 대하여 결함으로부터의 전체 파형을 고려한 시간 지연과 임베딩 차원을 설정한 후, 스트레인지 어트랙터(strange attractor), 프랙탈 차원(fractal dimension), 리아프노프 지수(Lyapunov exponent) 등의 카오스 특징 추출에 의한 고찰 결과로부터 결함의 종류와 위치에 따른 결함 신호의 카오스성 정도를 평가하고 이로부터 신경회로망에 의한 용접 결함 분류기를 구성하여 초음파 형상 인식의 적용 가능성을 확인하였다.

2. 신경회로망 기법

2.1 신경회로망의 구조

신경회로망은 인간의 뇌에 존재하는 생물학적 신경 세

포와 이들의 연결 관계를 단순화시켜 수학적으로 모델링 하므로써 병렬 시스템인 인간의 두뇌와 같은 지능적 형태를 구현하는 것이다.

인간의 두뇌는 신경조직으로 이루어져 있으며, 기본적인 구성 요소는 신경 세포인 뉴런(Neuron)이다. 이러한 뉴런의 구성 요소는 Fig. 1과 같이 본체인 세포체(Soma), 다른 뉴런으로부터 정보를 받아 들이는 수상돌기(Dendrite), 세포체로부터 신호를 다른 뉴런에 전달하는 축삭(Axon)의 세 부분으로 나뉘어져 정보를 입·출력하게 된다. 따라서 이러한 시스템을 구축하기 위한 다층계층형 신경회로망은 Fig. 2와 같이 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되며, 패턴 분류를 위하여 사용된다.

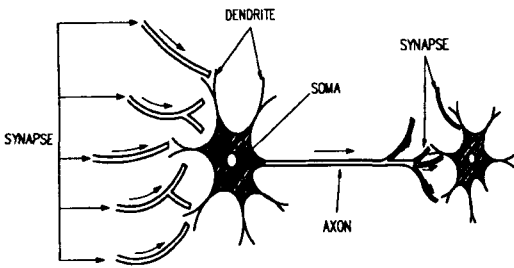
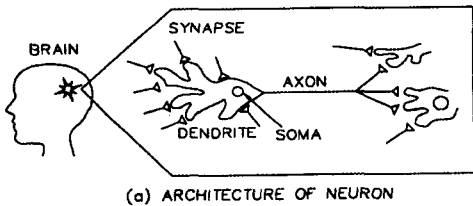
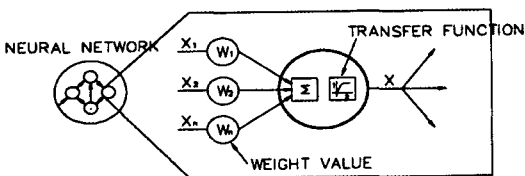


Fig. 1 Schematic of neuron in brain



(a) ARCHITECTURE OF NEURON



(b) ARCHITECTURE OF ARTIFICIAL NEURON

Fig. 2 Architecture of multilayer neural networks

중간층과 출력층은 처리소자와 연결강도를 지니고 있으며, 노드마다의 처리소자는 강도를 곱한 각각의 입력값에 바이어스값을 더해서 식(1)과 같은 시그모이드 함수 $f(x)$ 에 의해 출력을 만들어 낸다.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-(x/\theta_0)}} \quad (1)$$

여기서 θ_0 는 활성화함수인 시그모이드 곡선의 형태를 결정하는 형태상수이다. 입력층을 제외한 각 노드에 대한 총입력은 그 전층의 모든 노드의 출력값에 강도를 곱한 값들이다. 즉, k 층의 j 노드에 대한 총 입력은 식(2)와 같이 된다.

$$net_j^k = \sum_{i=1}^m w_{ji}^k o_i^{k-1} \quad (2)$$

여기서 m 은 $(k-1)$ 번째층의 노드수, w_{ji}^k 은 $(k-1)$ 번째층의 i 번째 노드와 k 번째층의 j 번째 노드간의 연결강도, o_i^{k-1} 은 $(k-1)$ 번째층의 i 번째 노드의 출력이다. 따라서 k 층의 j 노드에서의 출력은 식(3)과 같다.

$$o_j^k = \frac{1}{1 + e^{-(net_j^k + \theta_j^k)/\theta_0}} \quad (3)$$

식(3)에서 계수 θ_j 는 바이어스값이다. 은닉층에서의 노드의 출력을 식(3)으로 계산하고 출력단에서의 출력을 계산한 후, 식(4)와 같이 주어지는 출력단에서의 각 입력 패턴에 따라서 발생하는 추정치의 자승오차항을 평균으로 하는 오차 E 를 최소화하는 방향으로 입력과 출력단사이의 연결 강도를 수정하는 과정을 반복한다. 일반적으로 출력값은 목표값과 같지 않고, 따라서 평균시스템 오차를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$E = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (y_i - o_i)^2 \quad (4)$$

여기서 m 은 입력으로 선정한 데이터 패턴수, y_i 는 목표값, o_i 는 출력값이다.

식(4)를 연결강도 w_{ij} 에 대해서 최소화시키는 것은 최급강하(steepest-descent)방법으로 가능하며, 역전파 학습알고리즘을 이용하였다.

$$w_{ji}^k(n+1) = w_{ji}^k(n) + \Delta w_{ji}^k(n) \quad (5)$$

$$\Delta w_{ji}^k(n) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}^k} \quad (6)$$

식(5)와 (6)은 단순히 현재의 강도를 최급강하 방향으로 가도록 새로운 강도를 형성하는 것으로 그 정도는 학습을 η 에 의해서 조절된다. η 가 크면 빠른 학습을 가져오나 E 가 net_{ji}^k 에 대하여 복잡한 함수인 경우 발산할 수 있으므로 식(7)과 같은 모멘텀항을 갖는 수정된 학습식이 도입되었다.

$$\Delta w_{ji}^k(n+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}^k} + \alpha \Delta w_{ji}^k(n) \quad (7)$$

여기서 m 은 모멘텀율로 $(n+1)$ 단계에서의 학습 강도 w_{ji} 가 n 번째 단계의 값과 심한 차이를 갖지 못하도록 이전 단계에서 추정된 w_{ji} 를 현단계에서 이용하는 비율을 나타낸다.

2.2 다층 계층 신경회로망의 특징

계층형 신경회로망의 특징으로는 아래와 같이 크게 3가지로 나타낼 수 있다.

- (1) 유한개의 이산적인 입·출력관계를 학습하는 것으로 임의의 연속 사상을 시물레이션하는 네트워크를 구축할 수 있다.
- (2) 미학습의 입력데이터에 대해서도 네트워크내에서 적절히 내삽하여 타당한 출력을 얻을 수 있다.
- (3) 학습 종료후에는 주어진 입력 데이터에 대해 처리소자에 의한 덧셈과 곱셈으로 단시간에 출력을 얻을 수 있다.

이중에서 (3)의 성질은 고속 처리가 요구되는 해석 대상에 대하여 신경회로망 적용의 강점을 가장 위력적이면서 정밀도 높게 평가할 수 있다.

3. 카오스 특징 추출

유클리드 기하학에서 0차원은 점, 1차원은 선, 2차원은 평면, 3차원은 체적으로 나타낼 수 있다. 그러나 비선형성이 크고 시스템에 관여하는 변수가 3개 이상이 되는 대상에 대하여는 3차원 이상의 고차원 공간 해석(high dimension space analysis)이 필요하며, 이에 대해서는 초공간(hyperspace)이라는 고차원 상태 공간을 가상한 카오스적 어트랙터의 고찰 및 평가로부터 가능하다.

카오스는 상태 공간중에 내재한 간단한 법칙의 반복에서 생성되는 결정론적 역학계에 나타나는 비주기적 거동으로 주요 특징은 크게 3가지로 나타낼 수 있다.

- 1) 결정론적인 비교적 간단한 방정식에 의해 기술된다.
- 2) 간단한 방정식의 특성을 갖고도 대단히 복잡한 거동을 나타낸다.
- 3) 어떤 시간적 범위를 제외하고는 결정론적인 예언이 불가능하다.

이러한 카오스의 특성을 해석하는데에는 어트랙터의 재구성, 시간 지연과 임베딩 차원의 설정 등으로부터 프랙탈 차원, 리아프노프 지수를 정량화 하게 된다.

3.1 어트랙터 재구성

시계열 신호에서 카오스성을 평가하기 위해서는 어트랙터를 재구성하는 것이 필요하다. 임베딩 차원과 시간 지연에 의한 어트랙터의 재구성으로 카오스 특징을 대표적으로 나타내는 프랙탈 차원(상관 차원)과 리아프노프 지수를 추출하게 된다. 어트랙터 재구성이란 시계열 신호를 위상 공간으로 표현하는 것을 말하며, 서로 다른 상태에서 출발하여 같은 시간 변화를 나타내는 궤도에 수렴하는 점근적 궤도를 어트랙터라 하고 특히 카오스 특징을 나타내는 어트랙터를 스트레인지 어트랙터라 한다.

어트랙터 재구성 방법은 Takens의 지연 방법⁽⁸⁾을 사용하였다. 즉, i 개의 데이터가 주어졌을 때, 식(8)과 같이 주어지는 m 차원 벡터 $\bar{X}(i)$ 를 위상공간에서 순서대로 연결시킴으로서 어트랙터가 재구성된다.

$$\begin{aligned} \bar{X}(1) &= (x(1), x(1+\tau), x(1+2\tau), \dots, x(1+(m-1)\tau)) \\ \bar{X}(2) &= (x(2), x(2+\tau), x(2+2\tau), \dots, x(2+(m-1)\tau)) \\ &\vdots \\ &\vdots \end{aligned} \quad (8)$$

$$\bar{X}(i) = (x(i), x(i+\tau), x(i+2\tau), \dots, x(i+(m-1)\tau))$$

여기서 $x(i)$ 는 주어진 시계열 데이터이며, m 은 임베딩 차원(embedding dimension)을, τ 는 시간 지연(time delay)을 나타낸다.

3.2 임베딩 차원 및 시간 지연의 결정

임베딩 차원을 결정하기 위해 Kennel이 제안한 FNN(false nearest neighbor)방법⁽⁹⁾을 이용하였다.

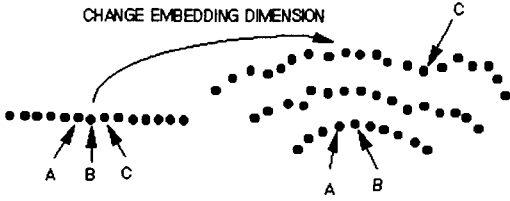


Fig. 3 Concept of false nearest neighbor

FNN이란, Fig. 4와 같이 임의의 임베딩 차원에서는 두 어트랙터위의 점이 근접점(nearest neighbor)이지만 임베딩 차원이 한 차원 증가될 경우에는 근접점이 되지 않는 점을 말하며, 임베딩 차원을 증가시키면서 FNN비를 계산하여 FNN비가 0[%]근처일 때의 임베딩 차원을 찾아 그 시계열 데이터의 임베딩 차원으로 결정한다. FNN비는 주어진 각 데이터에서 FNN의 갯수를 줄이고 이를 어트랙터의 전체 점의 수로 나눔으로서 계산된다.

시간 지연 τ 를 이용한 어트랙터 상의 점은 식(9)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{X}(n) = (x(n), x(n+\tau), x(n+2\tau), \dots, x(n+(m-1)\tau)) \quad (9)$$

$$R_m(n) = \|\hat{X}(n) - \hat{X}(q)\| = \sqrt{\sum_{k=0}^{m-1} [x(n+k\tau) - x(q+k\tau)]^2} \quad (10)$$

$$R_{m+1}(n) = \sqrt{R_m^2(n) + [x(n+m\tau) - x(q+m\tau)]^2} \quad (11)$$

$$\sqrt{\frac{R_{m+1}^2(n) - R_m^2(n)}{R_m^2(n)}} = \frac{|x(n+m\tau) - x(q+m\tau)|}{R_m(n)} > R_{tol} \quad (12)$$

여기서 $\hat{X}(n)$ 은 기준점, $\hat{X}(q)$ 은 최근접 이웃점, R_{tol} 은 FNN에 대한 평가 임계값이다.

시간 지연은 Liebert와 Schuster가 제안한 상관적분 방법⁽¹⁰⁾을 이용하여 결정하였으며, 이는 시간 지연의 변화에 따라 계산된 상관적분 값에서 첫 번째 국부 최소점(local minima)이 되는 점을 주어진 시계열 데이터의 시간 지연으로 결정하는 방법이다.

임베딩 차원 및 시간 지연을 계산함으로써 어트랙터를 재구성할 수 있으며, 프랙탈 차원 및 리아프노프 지수를 추출하여 시계열 데이터의 카오스적 특성을 정량적으로 평가할 수 있게 된다.

3.3 프랙탈 차원

프랙탈 차원은 시계열 신호에 대하여 재구성된 어트랙터의 기하학적 특징을 표현한다. 프랙탈 차원은 정수 값이 아닌 실수로 표현되며, 신호의 카오스적인 정도에 따라 그 값이 달라진다. 따라서, 어트랙터의 고유한 특성으로 프랙탈 차원을 사용할 수 있다.

본 논문에서는 재구성된 어트랙터로부터 프랙탈 차원을 구하기 위하여 Grassberger와 Procassia가 제안한 식(13)을 이용한 상관적분 방법을 사용하였다.

$$C(r) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \Theta(r - |\bar{X}(i) - \bar{X}(j)|) \quad (13)$$

여기서, Θ 는 계단함수(step function)이며, $X(i)$ 와 $X(j)$ 는 i 와 j 번째 어트랙터를 구성하는 점이다. 또한, N 은 데이터의 수, r 은 반지름, 그리고 $|\bar{X}(i) - \bar{X}(j)|$ 는 두 점사이의 유클리디안 거리를 나타낸다.

이 방법은 어트랙터상의 각 점에서 상관 적분을 계산함으로써 프랙탈 차원을 결정하게 된다. 어트랙터상의 한 점을 중심으로 반지름이 r 인 구를 그리고 구 내부점의 수를 구하는 과정을 어트랙터 상의 각 점에서 반복하여 구한 값들에 대하여 평균을 한다.

어트랙터상의 특성이 결정되는 것으로부터 식(14)와 같은 $\log_2 r$ 대 $\log_2 C(r)$ 을 변수로 하는 직선 회귀선을 구하여 프랙탈 차원 ν 으로 나타낸다.

$$\nu = \frac{\log_2 C(r)}{\log_2 r} \quad (14)$$

3.4 리아프노프 지수

리아프노프 지수는 재구성된 어트랙터의 발산 또는 수렴에 대한 평균 지수율로서 0과 같거나 작게 되면 근접한 두 어트랙터는 수렴하게 되고, 0보다 큰 양수일 경우에는 카오스적임을 의미하게 된다.

카오스 시스템은 초기값에 민감한 의존성을 나타내어 매우 근접한 초기값에서 출발한 두 궤적이 처음에는 서로 비슷한 궤적을 그리다가 시간에 따라 빠르게 발산하여 완전히 다른 궤적을 그리게 된다. 따라서 두 궤적이 시간에 따라 어느 정도의 빠르기로 발산하며 어느 정도의 예측성을 가지고 있는지를 리아프노프 지수로 평가할 수 있다.

리아프노프 지수를 구하는데 있어서는 Wolf의 방법⁽¹¹⁾을 사용하였으며, 구하는 과정으로는 Fig. 4와 같은 어트

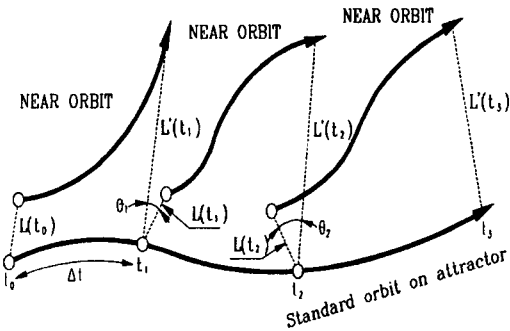


Fig. 4 Schematic for Lyapunov exponent calculation

랙터상의 궤적을 가정하여 크게 다섯 단계로 이루어진다. 첫째, 어트랙터의 기준궤적으로부터 $L(t_0)$ 만큼 떨어져 있는 최근접 이웃 점을 정한다. 둘째, Δt 이후의 t_1 에서 기준궤적 위의 점과 이웃궤적 사이의 거리를 $L'(t_1)$ 이라 하고, $L(t_0)$ 와 $L'(t_1)$ 의 지수 비를 구한다. 셋째, t_1 에서의 최근접 이웃 점을 찾아 거리 $L(t_1)$ 을 계산한다. 넷째, Δt 시간이 지난 t_2 에서 둘째 과정을 반복하여 지수 비를 구한다. 다섯째, 위와 같은 과정을 M 번 반복하여 평균 지수율을 계산하며, 최종적인 리아프노프 지수 λ 는 식(15)와 같다.

$$\lambda = \frac{1}{M\Delta t} \sum_{k=1}^M \log_2 \frac{L'(t_k)}{L(t_{k-1})} \quad (15)$$

여기서, M 은 반복 횟수, $\Delta t = t_{k-1} - t_k$ 이다. 이렇게 구해진 리아프노프 지수는 M 이 커짐에 따라 하나의 값으로 수렴하게 된다.

4. 실험 및 결과

4.1 실험 방법과 카오털 후처리기의 구축

본 연구에 사용된 주요 기기로는 초음파 신호를 송수신하는 펄서 리시버(JSR사의 PR35), 펄서 리시버로부터의 신호를 처리하여 디스 플레이하는 디지털 오실로스코프(Lecroy 사의 9354A), 결함 신호를 수신하는 횡파 사각 탐촉자(krautkrämer사의 주파수 4MHz, 굴절각 : 70°, 진동자 크기: 8×9mm), 접촉매질(기계유) 등이며, 실험에 있어서는 사각 탐촉자의 굴절각, 주파수, 시험편의 두께와 성질 등의 상관 관계에 의하여 오실로스코프의 CRT상에 나타나는 결함 신호의 특성을 파악하고자

하였다. 이를 위하여 Fig. 5와 같은 정량적 결함을 내재하고 있는 시험편(Flaw Manufacturing Tech. 사 제작)을 이용하여 슬래그 혼입과 균열의 용접부 결함에 대하여 최대 진폭을 기준으로 scan하면서 50% 진폭을 설정하고 이에 대한 모든 시계열 데이터를 신호로 획득하여 시간 영역상의 신호 특성 분석으로 결함에 대한 초음파 형상 인식을 정량적으로 평가하고자 하였으며, Table 1은 용접 시험편의 크기와 위치에 대한 특성을 나타낸다.

Table 1 Property of welding test block

(unit : mm)					
Defect Type		Start of Defect to reference	Total Defect Length	Defect Depth	
				Height	Below Surface
Slag Inclusion	Learn	175-15.6	6.25	3.125	3.125
	Test	275-15.6	12.5	3.125	6.25
Crack	Learn	125-13.2	9.3	4.65	surface
	Test	85-13.2	15.6	6.25	surface

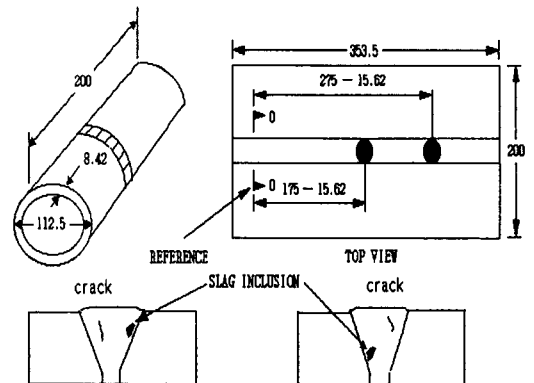


Fig. 5 Configuration of welding test block

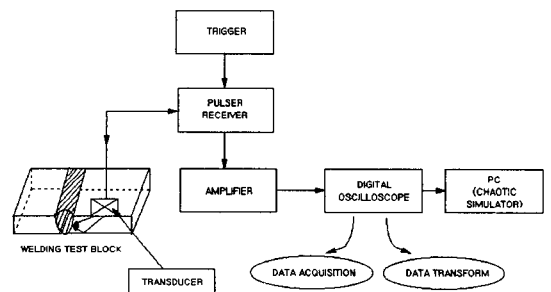


Fig. 6 Schematic of data acquisition and processing

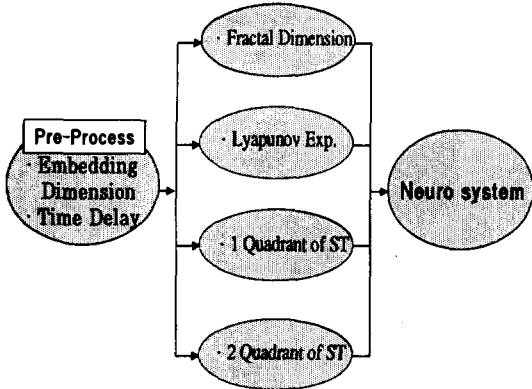
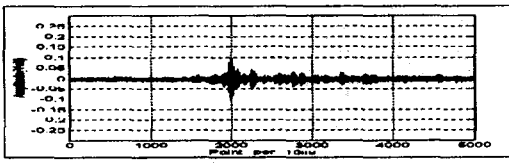
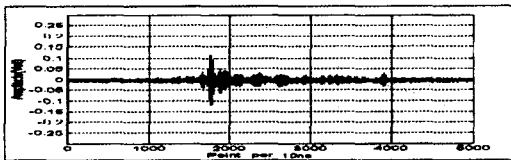


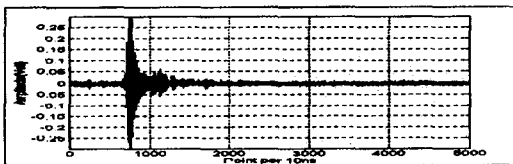
Fig. 7 Construction of chaotic post-process system



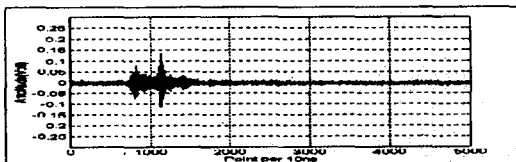
(a) Defects signal nearby 0.5 Skip(slag inclusion))



(b) Defects signal nearby 1.0 Skip(slag inclusion)



(c) Defects signal nearby 0.5 Skip(crack)



(d) Defects signal nearby 1.0 Skip(crack)

Fig. 8 Time series signal from welding defects

Fig. 6은 scan에 의한 데이터 취득과 처리 과정을 나타내며, Fig. 7은 취득한 데이터에 대하여 용접 결합 평가를 위해 구성된 카오털 후처리 시스템으로 오실로스코프로부터 받은 신호에 대하여 1)디스 플레이를 하여 신호의 형상을 파악하는 1단계, 2)임베딩 차원과 시간지연을 설정하는 2단계, 3)카오스 특징 추출을 하는 3단계, 4)추출한 카오스 특징을 신경회로망으로 평가하는 총 4단계로 이루어져 있다.

4.2 맞대기 용접부의 초음파 결합 신호

시뮬레이션 및 실험에 사용된 시계열 신호는 페라이트계 탄소강 용접부의 슬래그 혼입과 균열에 대한 결합 신호이며, 용접부로부터 0.5 스킵 거리(Skip Distance) ~ 1.0 스킵 거리내를 이동하면서 오실로스코프로 획득한 것으로, Fig. 8은 이를 나타낸다. 신호 취득을 하는데 있어서는 결합당 20 ~ 30 point에 대하여 10ns와 100MHz로 샘플링하였으며, 총 데이터의 크기는 5000 샘플이다. (a), (b)는 용접부내의 슬래그 혼입 결합에 대하여, (c), (d)는 균열 결합에 대하여 0.5 스킵 거리와 1.0 스킵 거리 근방에서의 결합 신호를 나타낸다. 횡파 사각 탐촉자를 용접부에 최대한 근접시켜 scan하면서 결합 신호를 취득하여, 각각의 point에 대하여 최적의 특징 추출을 하고자 하였다.

4.3 카오스 특징 추출

시계열 신호의 특징 추출을 위한 추출 구간은 각각의 데이터에 대하여 3000샘플로 설정하였으며, 이에 대하여 임베딩 차원, 시간 지연, 스트레인지 어트랙터의 형상, 프랙탈 차원, 리아프노프 지수를 구하여 카오스에 의한 정량적 특징 추출의 가능성을 확인하고자 하였다.

카오스 특징 추출의 가장 첫 번째 단계로서 어트랙터의 형상과 시스템의 특성을 결정짓는 임베딩 차원을 구하는 것이 중요하며, 프랙탈 차원과 리아프노프 지수를 설정하기 위해서는 최적의 시간 지연과 최소 임베딩 차원의 설정이 중요하다.

최소 임베딩 차원의 설정은 FNN 방법을 이용하였으며, Fig. 9는 불완전 용입에 대하여 임베딩 차원을 설정한 결과이다. x축은 임베딩 차원, y축은 FNN의 비, z축은 시간 지연을 나타낸다. FNN 방법을 이용하여 임베딩 차원을 설정하는데 있어서는 평가 임계치의 설정이 필요하며, 이를 위하여 재구성된 어트랙터에 대해 평가 임계치를 변화시켜 가면서 최적의 값을 구하고자 하였다. 일

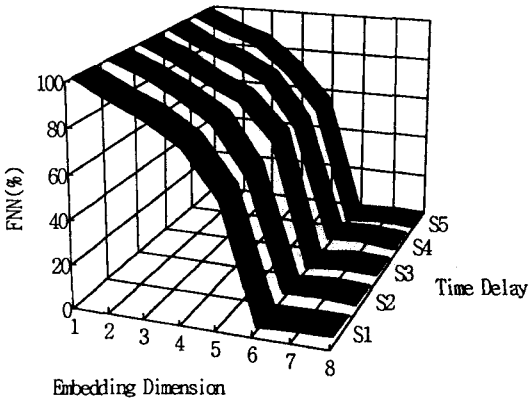


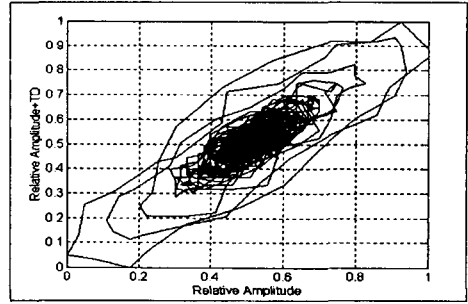
Fig. 9 Determination of embedding dimension

반적으로 평가 임계치를 10이하로 설정할 경우, 신호 오차에 의한 영향이 커질수 있고 너무 크면 최적값을 찾기 어려워 많은 반복 시뮬레이션을 하여 최적의 평가 임계치를 100으로 설정할 수 있었으며, 또한 시간 지연의 설정은 2로 나타났다.

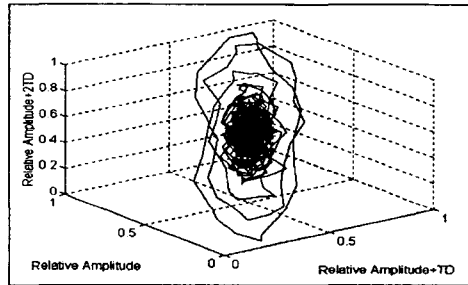
임베딩 차원이 6에서 FNN 비율이 0[%]로 떨어지는 것으로부터 슬래그 혼입에 대한 초음파 결함 신호에 관계되는 어트랙터의 기하학적 차원은 6차원으로 생각할 수 있다. 따라서 고차원 어트랙터의 기하학적 평가는 적어도 초공간상에서 가능하며, 카오스적 어트랙터를 이용하므로써 해석 대상 결함에 대하여 고차원 공간상에서의 정량적 해석 및 평가를 할 수 있다.

시스템 속에 내재되어 있는 카오스적 특성을 가장 쉽고 간단하게 확인할 수 있는 방법중의 하나가 재구성된 카오스적 어트랙터의 고찰이다. 즉 어트랙터 상의 운동은 추상적이지만 실제계의 운동을 알 수 있게 하는데 어트랙터의 형태를 기준으로 하여 루프는 시스템의 주기성, 꼬임은 변화, 빈 공간은 물리적으로 불가능한 상태를 나타낸다.

Fig. 10, Fig. 11은 용접부의 슬래그 혼입 결함에 대하여, Fig. 12, Fig. 13은 균열 결함에 대하여 스킵 거리 별로 scan 하여 2차원, 3차원으로 어트랙터를 구성한 결과를 나타낸다. 전체 5000샘플중에 결함 신호와 무관한 구간은 샘플을 적절히 조절하여 3000샘플씩을 적용하였으며, 세 가지 경우가 모두 코스모스(점, 폐곡선, 토러스)와 대별되는 전형적인 카오스적 어트랙터인 스트레인지어트랙터 형태를 보이고 있다. 0.5 스킵 거리와 1.0 스킵 거리 근방에서의 결함 특성인 어트랙터의 궤적 변화는 상당히 차이가 있으나 전반적으로 높은 에너지를 갖는 부분에서 커다란 궤적을 그리며 안정한 상태를 이루고 있으

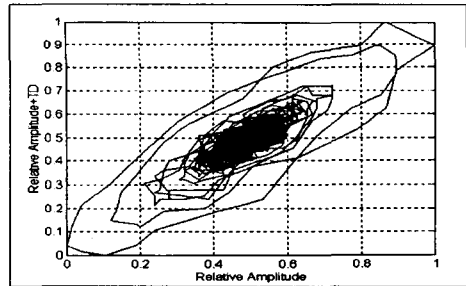


(a) 2 dimension strange attractor

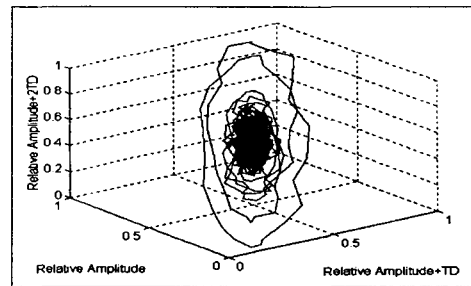


(b) 3 dimension strange attractor

Fig. 10 Strange attractor analysis nearby 0.5 Skip (slag inclusion)

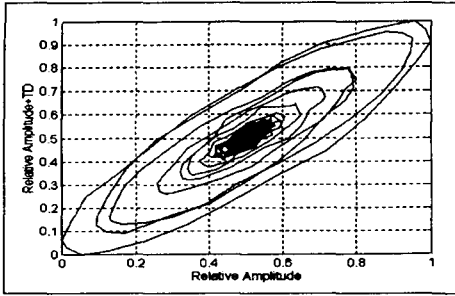


(a) 2 dimension strange attractor

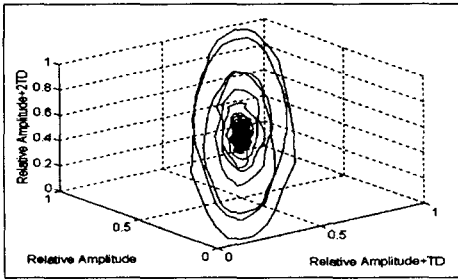


(b) 3 dimension strange attractor

Fig. 11 Strange attractor analysis nearby 1.0 Skip (slag inclusion)



(a) 2 dimension strange attractor

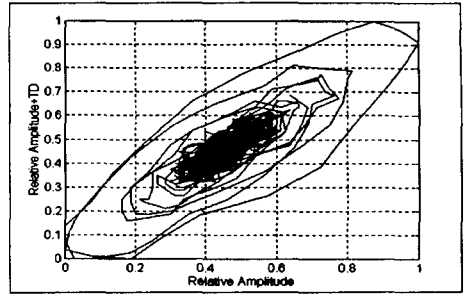


(b) 3 dimension strange attractor

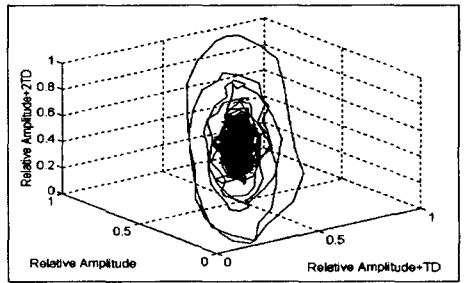
Fig. 12 Strange attractor analysis nearby 0.5 Skip(crack)

며, 이는 각각의 결함에 대한 카오스적 특징을 나타낸다고 볼 수 있다. 따라서 이로부터 같은 재질의 용접부라도 결함의 종류에 따라 2차원으로 구성된 스트레인지 어트랙터를 기준으로 관련 진폭과 시간지연과의 상관 관계에 의한 어트랙터의 궤적(스트레인지 어트랙터)의 형상은 다르게 나타남을 알 수 있다. 이러한 어트랙터 궤적의 형상은 어트랙터 재구성 기본 요소인 결함 신호의 위상 공간상 점들의 분포도로서 정량화할 수 있으며, Table 2는 어트랙터의 주요 형상을 나타내는 1사분면과 2사분면의 분포도 결과를 나타내며, 이러한 특징들은 신경회로망의 패턴 데이터로 사용된다.

카오스적 어트랙터는 대상 신호의 고유 특징을 나타내어 주는 것은 사실이나 3차원 이상의 공간에 대해서는 대단히 복잡한 경로를 통해 감아 들어가면서 밖에서는 보이지 않는 내적인 구조가 되어 난해하고 어지러운 궤적으로 나타내게 된다. 따라서 내부 구조에 대한 해석 및 평가로부터 대상 신호를 정량화할 수 있으며, 이에 대해서는 스트레인지 어트랙터를 3차원으로 구성하는 것으로 가능하다. 구성된 2차원 스트레인지 어트랙터에 있어서 0.5 스킵 거리 근방의 궤적이 1.0 스킵 거리 근방에서의 궤적과 상당히 차이가 있음을 볼 수 있으며, 이로부터 0.5 스킵 거리



(a) 2 dimension strange attractor



(b) 3 dimension strange attractor

Fig. 13 Strange attractor analysis nearby 1.0 Skip(crack)

Table 2 Results of point distribution diagram on strange attractor

Condition of signals		Strange Attractor(value per point)			
kind of welding defects	Position	Learn		Test	
		1quadrant	2quadrant	1quadrant	2quadrant
Slag Inclusion	within 0.5 skip	0.872	0.782	0.872	0.782
	within 0.5 skip	0.800	0.789	0.725	0.833
	nearby 0.5 skip	0.809	0.794	0.809	0.792
	within 1.0 skip	0.809	0.792	0.751	0.779
Crack	nearby 1.0 skip	0.847	0.786	0.825	0.820
	within 0.5 skip	0.947	0.877	0.774	0.906
	within 0.5 skip	0.740	0.907	0.791	0.897
	nearby 0.5 skip	0.791	0.897	0.535	0.863
	within 1.0 skip	0.542	0.904	0.535	0.872
	nearby 1.0 skip	0.588	0.927	0.626	0.879

근방에서의 결함에 내재된 변화의 정도를 알 수 있다.

3차원 스트레인지 어트랙터에 있어서도 가장 큰 에너지를 나타내는 궤적이 안으로 휘돌아 들어가는 형상으로 2

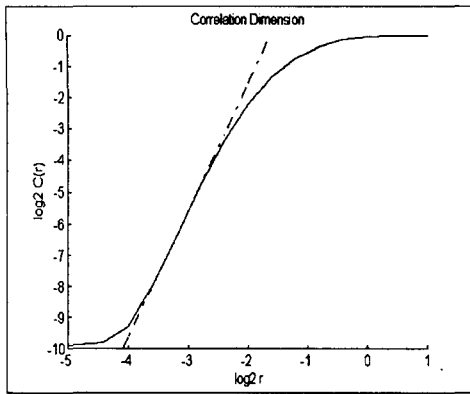


Fig. 14 Determination of fractal dimension

차원과 거의 같은 경향을 나타내었으며, 따라서 슬래그 혼입과 크랙 결합의 스킵 거리에 따른 카오스적 어트랙터의 변화로부터 정량적 초음파 형상 인식의 평가가 가능하다.

결정된 임베딩 차원과 시간 지연을 이용하여 용접부에 대한 프랙탈 차원과 리아프노프 지수를 계산하였으며, Fig. 14, Table 3, Table 4는 이러한 결과를 나타낸다.

재구성된 어트랙터의 기하학적 형태는 프랙탈 차원으로 규정할 수 있으며, 시스템의 내재된 특성을 나타내므로, 결합 신호의 카오스적인 정도에 따라 프랙탈 차원이 달라진다. Fig. 14는 용접부의 슬래그 혼입 결합에 대하여 스피어-카운팅(sphere counting)으로 프랙탈 차원을 계산한 결과로서, 프랙탈 차원은 반지름 r 이 증가할수록 선형적으로 증가하며 커지게 되고 일정 한계에 도달하면 더 이상 증가하지 않고 포화하게 된다. 따라서 반지름 r 의 증가와 함께 나타난 직선 구간을 직선 회귀시켜 차원을 구하였으며, 전체적인 결과는 Table 3과 같다.

용접부에서 scan이 가능한 전체 부분에 대하여 결합당 20~30 point를 0.5 스킵과 1.0 스킵 거리를 기준으로 하여 프랙탈 차원을 구한 결과 슬래그 혼입은 최대값을 기준으로 무차원화하여 평균 0.835, 균열은 평균 0.823의 정량적 프랙탈 특징값을 나타내었다. 전반적으로 슬래그 혼입의 경우가 균열의 경우보다는 높은 값을 나타내었으며, 이로부터 같은 재질내의 결합이라도 결합의 종류에 따라 카오스성의 정도가 달라짐을 알 수 있다.

Table 4는 용접부의 결합 신호에 대하여 위상 공간상에서 이웃한 궤도의 발산 정도를 평가하는 리아프노프 지수의 결과를 나타내고 있다.

이때 파라미터들을 알맞게 설정한 후, 계산된 값들을 기준으로 최종적인 리아프노프 지수는 수렴되어지는 마

Table 3 Fractal dimensions according to points

Condition of signals		Fractal dimension(value per point)					
kind of welding defects	position	Learn			Test		
Slag Inclusion	within 0.5 skip	0.791	0.787	0.918	0.986	0.997	0.989
	within 0.5 skip	0.702	0.719	0.722	0.990	0.845	0.989
	nearby 0.5 skip	0.838	0.726	0.797	0.777	0.992	0.850
	within 1.0 skip	0.998	0.992	0.836	0.993	0.788	0.856
	nearby 1.0 skip	0.722	0.969	0.707	0.977	0.700	0.859
Crack	within 0.5 skip	0.794	0.787	0.923	0.991	0.984	0.840
	within 0.5 skip	0.933	0.789	0.780	0.989	0.987	0.846
	nearby 0.5 skip	0.790	0.915	0.921	0.991	0.993	0.884
	within 1.0 skip	0.791	0.794	0.796	0.842	0.985	0.986
	nearby 1.0 skip	0.784	0.796	0.926	0.992	0.993	0.991

Table 4 Lyapunov exponents according to points

Condition of signals		Lyapunov exponent(value per point)					
kind of welding defects	Position	Learn			Test		
Slag Inclusion	within 0.5 skip	0.063	0.165	0.252	0.063	0.112	0.093
	within 0.5 skip	0.364	0.475	0.465	0.127	0.225	0.161
	nearby 0.5 skip	0.601	0.611	0.679	0.289	0.205	0.259
	within 1.0 skip	0.902	0.907	0.951	0.362	0.254	0.299
	nearby 1.0 skip	0.917	1.000	0.786	0.446	0.715	0.813
Crack	within 0.5 skip	0.048	0.087	0.063	0.098	0.122	0.137
	within 0.5 skip	0.067	0.077	0.058	0.210	0.240	0.279
	nearby 0.5 skip	0.087	0.101	0.140	0.112	0.142	0.117
	within 1.0 skip	0.218	0.533	0.184	0.122	0.132	0.583
	nearby 1.0 skip	0.616	0.766	0.247	0.843	0.818	0.725

지막 데이터들 중 10개씩을 평균하여 결정하였다.

전체 시뮬레이션 결과, 슬래그 혼입의 경우에는 최대값을 기준으로 무차원화 하여 평균 0.609, 크랙의 경우는 평균 0.573으로서 프랙탈 차원에 대한 고찰 결과와 거의 같은 경향을 나타내었으며, 따라서 이러한 카오스 특징을 이용하므로써 용접부 결합 시계열 데이터의 초음파 결합 신호 해석에 대한 정밀도를 높일 수 있다고 생각된다.

이상에서의 고찰 결과로부터 강한 비선형성을 나타내는 용접부의 슬래그 혼입과 크랙에 대한 초음파 신호는 시스템이 갖는 고유한 성질에 지배되며, 이러한 거동은 결정론적인 카오스 특성으로 나타나게 된다.

4.4 용접 결함 분류를 위한 신경회로망 시스템의 구성

본 연구에서는 비선형성이 강한 초음파 신호를 해석하는데 있어서 최근 비선형 해석에서 그 유효성이 입증된 역전파 학습 알고리즘에 의한 계층형 신경회로망을 적용하였다.

전체 시스템의 구성은 Fig. 15와 같이 크게 2단계로 이루어지게 되며, 첫 번째 단계에서 해석을 위한 주요 사항들이 대부분 결정된다.

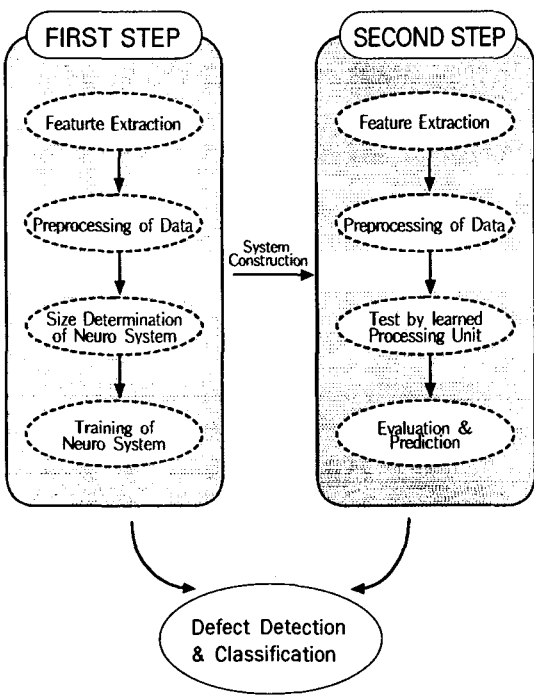


Fig. 15 Construction of total system for defect analysis

첫 번째 단계에서 이루어지는 사항으로는 1) 페라이트 계 탄소강 용접부의 슬래그 혼입과 균열 결함에 대하여 0.5 ~ 1.0 스킵 거리 내 각각의 측정점들에 대한 초음파의 동예코 패턴 정보를 획득하고, 2) 획득한 정보에 대하여 최적의 특징 선택 및 추출을 하며, 3) 이렇게 결정된 특징들에 대하여 최대 실제값을 기준으로 무차원화하여 데이터를 전처리하고, 4) 입력층, 은닉층, 출력층에 관계되는 사항들을 결정하게 되며, 5) 학습에 의하여 각층간의 결합 계수값이 결정되므로써 시스템이 완성되어진다.

두 번째 단계에서는 첫 번째 단계에서 구축한 시스템을 이용하여 1) 초음파 빔 거리와 위치가 다른 결함의 정

보로부터 특징 선택 또는 특징 추출을 하며, 2) 결정된 특징들에 대하여 학습시에 적용한 기준을 함께 고려하여 최대 실제값에 대하여 무차원화한 데이터를 전처리하고, 4) 학습된 처리 소자로 덧셈과 곱셈에 의한 테스트를 한 후, 5) 최종적으로 패턴에 대한 성공 인식율(목표값의 90%)을 기준으로 에러율을 계산하여 결함에 대한 전체 패턴의 인식율을 평가한다.

이상과 같은 프로세스는 병렬 컴퓨터를 사용하면 고속 처리가 가능하며, 해석 대상에 따라 시스템의 규모도 각각 다르게 되므로 간단한 해석을 할 경우에는 계산량이 작기 때문에 소형 컴퓨터정도로도 거의 실시간 처리 결과를 얻을 수 있다.

4.5 신경회로망에 의한 결함의 분류 및 평가

신경회로망은 몇개의 샘플 데이터를 학습하여 미학습의 데이터에 대한 입력 정보로부터 출력 정보를 추측하는 시스템으로 본 연구에서는 초음파 신호를 데이터로 하여 결함 분류 시스템을 구성하였다.

적용한 신경회로망의 구조와 입력 조건은 Table 5, Table 6과 같으며, 여기서 학습율과 모멘텀항은 신경회로망 시스템이 최적의 조건을 실행할 수 있도록 실행 시

Table 5 Structure of neural network for training

Parameters	Structure
Number of input units	4
Number of hidden units	12
Number of output units	2
Number of hidden layers	1
Learning rate(η)	0.7
Momentum rate(γ)	0.9
Shape factor(θ_0)	1.0

Table 6 Relation of defect and defect type

Defect	Defect type
Slag inclusion	1
Crack	2

간과 해의 수렴성을 기본으로 많은 반복 시뮬레이션을 하여 결정하였으며, 또한 결합의 종류를 인식시키는 방법으로는 두 개의 패턴에 대하여 부울 대수를 이용하여 슬래그 혼입에 대하여는 (1, 0), 균열에 대해서는 (0, 1)의 목표값을 갖도록 하였다.

계층형 신경회로망의 네트워크 규모는 구성된 시스템의 특징을 해석하는 연산량에 직결되는 양으로 출력층과 은닉층간의 결합총수, 은닉층과 입력층간의 결합총수, 출력

층 유니트 총수, 중간층 유니트 총수를 고려하여 최종적으로 92로 설정하였으며, 이에 대한 시스템의 최적화에는 123초가 소요되었다.

신경회로망은 초음파 결합신호로부터 추출한 4개의 프랙탈 차원, 리아프노프 지수, 스트레인지 어트랙터의 형상을 결정짓는 분포도에 대한 두 개의 사분면을 특징으로 한 결합의 종류를 표본으로 역전파 학습알고리즘을 이용하여 학습시켰다.

학습은 슬래그 혼입(총 30패턴)과 균열(총 25패턴)에 대하여 15개씩을 선택하여 30개의 패턴을 표본데이터로 하여 전체 에러값을 0.0001, 학습회수 30,000번으로 학습시킨 결과, 슬래그 혼입에 대한 두 개의 패턴(97, 98%)과 균열의 두 개 패턴(98%)을 제외하고는 목표값에 거의 일치되는 99%정도의 정확성으로 학습되었으며, 입력패턴에 따른 결합 인식의 학습 결과는 Table 7과 같다.

또한 학습된 처리소자들에 의해 새로운 실험조건(위치와 거리가 다른 용접결합)을 테스트하여, 목표값의 90%이하를 에러 처리 기준으로 평가하였다.

Table 8은 슬래그 혼입에 대한 테스트 결과로, 15개의 데이터중 네 번째, 여섯 번째, 열번째의 데이터가 0.88, 0.81, 0.83으로 나타남으로서, 에러로 처리되어 80%의 성공율을 나타내었으며, Table 9의 균열에 대한 결과에서는 네 번째와 일곱 번째의 데이터가 0.77, 0.75로 나

Table 7 Learning condition and results

Experimental conditions				Actual defect types		Defect type of learning results	
Fractal dimension	Lyapunov exponent	Strange attractor distribution diagram		1	2	1	2
		1 quadrant	2 quadrant				
0.791	0.063	0.872	0.782	1	0	0.98	0
0.787	0.615	0.797	0.791	1	0	0.99	0
0.918	0.252	0.800	0.789	1	0	0.97	0
0.702	0.475	0.725	0.833	1	0	0.99	0
0.719	0.465	0.809	0.794	1	0	0.99	0
0.722	0.601	0.777	0.780	1	0	0.99	0
0.838	0.611	0.809	0.792	1	0	0.99	0
0.797	0.679	0.769	0.797	1	0	0.99	0
0.998	0.907	0.889	0.791	1	0	0.99	0
0.836	0.951	0.751	0.779	1	0	0.99	0
0.718	0.917	0.782	0.773	1	0	0.99	0
0.722	1.000	0.737	0.788	1	0	0.99	0
0.969	0.927	0.825	0.820	1	0	0.99	0
0.955	0.655	0.800	0.845	1	0	0.99	0
0.707	0.847	0.847	0.786	1	0	0.99	0
0.794	0.048	0.947	0.877	0	1	0	0.99
0.787	0.067	0.774	0.905	0	1	0	0.98
0.933	0.067	0.740	0.907	0	1	0	0.98
0.782	0.077	0.685	0.919	0	1	0	0.99
0.794	0.058	0.791	0.897	0	1	0	0.99
0.922	0.087	0.773	0.914	0	1	0	0.99
0.790	0.101	0.542	0.904	0	1	0	0.99
0.926	0.140	0.535	0.863	0	1	0	0.99
1.000	0.218	0.523	0.869	0	1	0	0.99
0.788	0.533	0.584	0.894	0	1	0	0.99
0.921	0.796	0.535	0.872	0	1	0	0.99
0.791	0.854	0.700	0.900	0	1	0	0.99
0.796	0.631	0.583	0.848	0	1	0	0.99
0.784	0.247	0.626	0.879	0	1	0	0.99
0.785	0.898	0.588	0.927	0	1	0	0.99

Table 8 Test results of slag inclusion

Experimental conditions				Actual defect types		Test results	
Fractal dimension	Lyapunov exponent	Strange attractor distribution diagram		1	2	1	2
		1 quadrant	2 quadrant				
0.791	0.063	0.872	0.782	1	0	0.98	0.02
0.787	0.615	0.797	0.791	1	0	0.96	0.03
0.918	0.252	0.800	0.789	1	0	0.97	0.02
0.702	0.475	0.725	0.833	1	0	0.98	0.11
0.719	0.465	0.809	0.794	1	0	0.99	0
0.722	0.601	0.777	0.780	1	0	0.81	0.18
0.838	0.611	0.809	0.792	1	0	0.99	0.01
0.797	0.679	0.769	0.797	1	0	0.89	0
0.998	0.907	0.889	0.791	1	0	0.99	0
0.836	0.951	0.751	0.779	1	0	0.83	0.16
0.718	0.917	0.782	0.773	1	0	0.99	0
0.722	1.000	0.737	0.788	1	0	0.99	0
0.969	0.927	0.825	0.820	1	0	0.99	0.01
0.955	0.655	0.800	0.845	1	0	0.99	0
0.707	0.847	0.847	0.786	1	0	0.99	0

Table 9 Test results of crack

Experimental conditions				Actual defect types		Test results	
Fractal dimension	Lyapunov exponent	Strange attractor distribution diagram		1	2	1	2
		1 quadrant	2 quadrant				
0.787	0.067	0.774	0.905	0	1	0.01	0.98
0.933	0.067	0.740	0.907	0	1	0.02	0.96
0.782	0.077	0.685	0.919	0	1	0	0.99
0.794	0.058	0.791	0.897	0	1	0.22	0.77
0.922	0.067	0.773	0.914	0	1	0.06	0.93
0.790	0.101	0.542	0.904	0	1	0	0.99
0.926	0.140	0.535	0.863	0	1	0.24	0.75
1.000	0.218	0.523	0.869	0	1	0	0.99
0.788	0.533	0.584	0.884	0	1	0.05	0.94
0.921	0.796	0.535	0.872	0	1	0.07	0.92
0.791	0.854	0.700	0.900	0	1	0	0.99
0.795	0.631	0.583	0.848	0	1	0.08	0.91
0.784	0.247	0.626	0.879	0	1	0	0.99
0.785	0.898	0.588	0.927	0	1	0	0.99

타남으로서, 86.6%의 성공률을 나타내었다. 슬래그 혼입과 균열의 두가지 경우, 각각 세 개, 두 개를 예러로 판정한 패턴에 있어서 수치상의 인식율을 고려하면 균열 결합이 인식율이 우수하다고 할 수 있지만, 예러폭을 비교하면 균열 결합이 슬래그 혼입보다 인식율이 낮아 그 우위를 평가하는 것은 향후 지속적인 데이터 베이스화에 의한 고찰로 가능하다.

다만 이러한 예러의 발생 원인으로는 내·외삼을 나타내는 신경회로망의 특성상 학습의 범위를 크게 벗어난 경우에 해당된다고 생각한다.

30개의 전체 테스트 데이터중에 5개를 예러로 판정하였으나, 전체에 대해서는 83.3%의 높은 적응율을 나타냄으로써, 본 연구에서 구성한 신경회로망이 페라이트계 탄소강 용접부의 결합 분류에 유용함을 확인할 수 있었다.

본 연구에서는 초음파 형상 인식을 하는데 있어서 카오럴 후처리 시스템 구축에 의한 정량적이고도 정밀도 높은 해석을 하고자 하였다.

카오럴 후처리 시스템은 카오스 이론과 신경회로망의 장점을 조합한 새로운 인공 지능형 용접 결합 분류기로 현재 세계적으로 초음파 공학 분야에 도입을 시도하는 초기 단계에 있다.

따라서 현재의 카오스 이론이 갖는 정성적 부분-스트레인지 어트랙터의 내부를 고차원으로 해석할 수 있는 푸앙 카래 맵과 같은 초공간 해석에 대한 연구의 미비-등에 대한 분야가 심도있게 연구되어 보완된다면, 향후 21세기

에는 그 위력을 발휘할 것으로 생각한다.

5. 결론

본 연구에서는 최근 결정론적 비선형 동적 해석 및 평가에 각광 받는 카오스 이론을 이용한 카오스 특징 추출과 추출한 카오스 특징을 형상 인식 분류기 소자로 하는 신경회로망을 조합한 카오럴 후처리 시스템을 구축하여 페라이트계 탄소강 용접부에 대한 시계열 초음파 결합 신호로부터 초음파 형상 인식에 대하여 연구하였다. 구축한 카오럴 시스템으로부터 카오스성을 갖는 시계열 신호의 고유 특징인 스트레인지 어트랙터의 분포도, 프랙탈 차원, 리아프노프 지수를 추출하였다. 이렇게 구한 카오스 특징들로부터 비선형성이 강한 용접부의 초음파 결합 신호에 대하여 정량적이면서 정밀도 높은 평가를 하고자 하였으며, 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

- (1) 초음파 결합 신호의 카오스적 특징 추출과 신경회로망 분류기로 이어지는 카오럴 후처리 시스템의 구축으로 초음파 형상 인식 정밀도 향상의 새로운 방법을 제시하였다.
- (2) 스트레인지 어트랙터의 궤적 변화에 의한 사분면의 point 수를 신경회로망의 입력 소자로 하는 새로운 카오스 특징 추출 방법을 제시하고 그 유용성을 확인하였다.
- (3) 정량적 카오스 특징 추출로서 프랙탈 차원과 리아프노프 지수를 기준으로 하여 슬래그 혼입의 경우는 0.835, 0.609, 균열의 경우는 0.823, 0.573을 특징값으로 제시하였다.
- (4) 구축한 카오럴 시스템에서 신경회로망으로 학습시킨 처리 소자로 테스트를 한 결과, 슬래그 혼입에서는 80.0%, 크랙에서는 86.6%의 높은 적응율로 결합의 종류를 판별하였다.

참고 문헌

1. 이 원, 황영택, 정의섭, 유영철, 윤인식, "초음파법을 이용한 용접부의 결합 검출과 평가," 대한기계

- 학회 춘계학술대회 논문집(I), pp.41~46, 1996.
2. S. J. Song and L. W. Schmerr, "Ultrasonic Flaw Classification in Weldments using Probabilistic Neural Networks," *Journal of Nondestructive Evaluation*, Vol. 11, pp. 395~406, 1995.
 3. 심철무, 최하림, 백홍기, "퍼지이론을 이용한 압력 용기 용접부 초음파 결함 특성 분류," 제 17권 1호, pp. 11~22, 1997.
 4. L. W. Schmerr, "Ultrasonic Flaw Classification an expert system approach," in *Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation*, Vol. 8A, eds. D. O. Thompson and D. E. Chimenti, pp. 657~664, 1989.
 5. 이 원, 윤인식, 이병채, "카오스 특징 추출에 의한 용접 결함의 초음파 형상 인식," *한국정밀공학회지*, 제15권 6호, pp. 167~174, 1996.
 6. 이 원, 윤인식, 정성관, 김정기, "프랙탈 해석을 고려한 용접 결함의 초음파 형상 인식 최적화에 관한 연구," *대한기계학회 춘계학술대회 논문집(A)*, pp. 288~293, 1998.
 7. 이 원, 윤인식, 정성관, 김정기, "6dB drop법에 의한 용접 결함 초음파 신호의 카오스성에 관한 연구," *대한기계학회 춘계학술대회 논문집(A)*, pp. 294~300, 1998.
 8. F. Takens, "Lecture Notes in Mathematics," D. A. Rand and L. S. Young(eds.), Springer, Vol. 898, pp. 266, 1981.
 9. M. B. Kennel et al, "Determining Embedding Dimension for Phase Space Reconstruction using Geometrical construction," *Physical Reviews A*, Vol. 45, pp. 2403~3411, 1992.
 10. W. Liebert and H. G. Schuster, "Proper Choice of The Time Delay for The Analysis of Chaotic Time Series," *Physics Letters A*, Vol. 142, pp. 107~111, 1989.
 11. Alan Wolf et al, "Determining Lyapunov Exponents from a Time Series," *Physica 16D*, pp. 285~317, 1985.