

배관용접부 결함검사 자동화 시스템 개발

윤성운*, 김재열⁺, 송경석⁺⁺, 차용훈*

(논문접수일 2005. 11. 23, 심사완료일 2006. 1. 12)

The Development of Automatic Inspection System for Flaw Detection in Welding Pipe

Sung-Un Yoon*, Jae-Yeol Kim⁺, Kyung-Seok Song⁺⁺, Yong-Hun Cha*

Abstract

This paper supplements shortcoming of radioactivity check by detecting defect of SWP weld zone using ultrasonic wave. Manufacture 2 stage robot detection systems that can follow weld bead of SWP by method to detect weld defects of SWP that shape of weld bead is complex for this as quantitative. Also, through signal processing ultrasonic wave defect signal system of GUI environment that can grasp easily existence availability of defect because do videotex compose. Ultrasonic wave signal of weld defects develops artificial intelligence style sightseeing system to enhance pattern recognition of weld defects and the classification rate using neural net. Classification of weld defects that do fan Planar defect and that do volume defect of by classify.

Key Words : 2-Axes Inspection Robot(2축 검사로봇), PC-based UT System(PC기반 UT 시스템), Pattern Classifier(패턴분류기)

1. 서론

용접은 두 대상재의 금속적 이음법으로 산업 현장에서 80~90% 이상을 차지할 정도로 그 의존도가 높다. 그러나 모재와 용가재의 용융으로 생성되는 용접부는 공정중에 많은 변수로 인하여 결함의 발생률이 높으며, 특히 크랙과 같은 선형 결함은 현저한 응력 집중 현상을 일으켜 강도저하와 피

로파괴의 직접적 원인이 된다. 따라서 용접부의 결함을 정량적으로 평가하는 것은 구조물 전체의 건전성 및 안정성 측면에서 대단히 중요하다. 각종 배관라인 및 각종 플랜트 설비의 배관라인에 대해 안전성 및 수명 연장을 위한 용접부의 비파괴 평가는 공학적으로 대단히 중요하다^(1,2).

근래 들어 도시화 및 사회간접자본시설 투자확대에 따라 상수도용, 토목기초용, 건축용 등의 배관재의 수요가 증가하

* 조선대학교 기계공학과
+ 교신저자, 조선대학교 메카트로닉스공학과 (jykim@chosun.ac.kr)
주소: 501-759 광주광역시 동구 서석동 375
++ 조선대학교 광응용공학과

고 있으며 이러한 배관 제작에는 예전에는 용접부가 직선인 LWP(Linear Welding Pipe)를 사용하였으나 최근에는 직선 용접관의 단점을 보완한 SWP(Spiral Welding Pipe)가 많이 사용되어지고 있고, 앞으로 그 수요가 더욱 증대할 것으로 본다.

SWP의 용접부 결함 검출은 아직까지는 방사선에 의한 방법으로 의존하고 있다. 그러나 방사선에 의한 방법은 피폭 등의 문제뿐만 아니라 실시간 처리의 어려움으로 제작되는 SWP의 전체를 탐상하기에는 역부족이며 이에 따른 경제적 손실과 용접결함 내포의 위험성을 완전히 해결하기는 힘들다.

본 연구는 SWP의 결함검출을 X-ray 대신 초음파를 적용하여 초음파 탐상이 가지는 장점을 살려 용접 공정 중 실시간 탐상으로 제품의 신뢰성을 높이고자 한다. 이를 위해서 용접 비드의 형상이 복잡한 SWP의 용접결함을 정량적으로 검출하기 위한 방법으로 스파이럴 용접 파이프의 용접 비드를 따라 용접부를 정확히 추종할 수 있는 2축 로봇 결함 검출 시스템을 설계 및 제작하고, PC-based Oscilloscope와 MatLab Tool을 이용하여 용접결함의 초음파 신호를 디지털 신호화한다. 초음파 신호를 영상화하여 사용자로 하여금 결함의 검출을 용이하게 하도록 한다. 또한 신경회로망을 적용하여 용접결함의 패턴인식과 결함 분류율을 향상하여 인공지능형 탐상 시스템을 개발하고자 한다⁽³⁻⁵⁾.

2. 시스템 구성

용접배관 자동 탐상 시스템은 용접 비드를 추종하여 스캐닝 할 수 있는 2축 로봇 시스템과 로봇 제어 및 PC-based 초음파 시스템으로 구성되어 있다. 로봇 시스템은 파이프를 회전시키기 위한 모듈과 초음파 탐촉자를 움직이기 위한 스캐닝 모듈로 구성된다. Fig. 1은 스파이럴 용접 파이프 자동

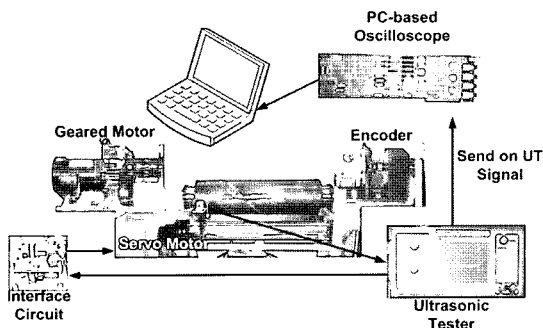


Fig. 1 PC-based UT system on real time

탐상 시스템의 개략도 이다.

2.1 2축 로봇 시스템

스파이럴 용접 파이프는 제작 특성상 직경에 따라 일정한 피치의 용접 비드를 가지게 된다. 따라서 본 연구에서는 이를 이용하여 파이프의 회전에 따른 용접비드의 추종을 2 자유도를 가지는 로봇을 설계 제작하여 구현하였다.

본 시스템의 구동부를 구성하는 종축 구동부는 길이 1200 mm의 스트로크와 고정밀도의 속도, 위치결정 및 동기운전을 목적으로 하고 있기 때문에 동력전달이 확실하고 구조상의 복잡함을 피하기 위하여 스크루방식의 구동방식을 사용하였다. 종축 구동부에 사용되는 액츄에이터는 AC 서보모터로써 FMA시리즈의 서보모터를 사용하였다. 마이크로 컨트롤러로 전용드라이버를 제어하여 모터의 위치와 속도를 제어한다.

SWP를 회전시키는 주축은 실제 파이프의 용접속도를 구현하기 위하여 주축에 사용되는 액츄에이터로 1kW의 기어 드 모터를 사용하였고 감속비는 1/60이다.

센서로는 5000 펄스 로터리 엔코더를 사용하여 파이프의 회전에 따른 탐촉자의 위치를 조절하는 방식을 채택하였다. 그리고 파이프의 위치를 제어하기 위한 근접센서를 이용하였다. 접촉매질은 자흡식 펌프를 이용하여 글리세린을 사용하였고 유량은 5 l/min로 하였다.

그리고 SWP의 고정은 3 조인트의 연동축을 사용하여 파이프의 내부를 지지하도록 하였다.

Fig. 2에 자동 탐상용 2축 로봇 시스템을 나타내었다.

본 시스템에서 사용된 센서는 파이프의 회전을 센싱하는 로터리 엔코더와 리미트 스위치, 그리고 파이프의 원점 수행을 위한 근접센서를 사용하였다.

주축을 회전시키는 구동부는 정역전에 의한 백래쉬의 영향으로 정확한 위치제어가 어려워 해결방안으로 모터 회전의 센싱 대신 실제 파이프의 회전을 센싱하기 위하여 파이프에 체결하였으며 5000 펄스의 엔코더를 4배하여 20000펄

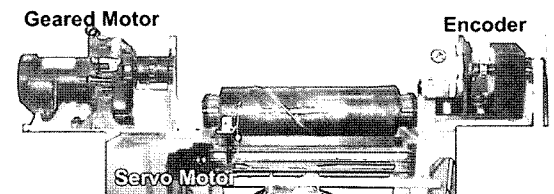


Fig. 2 2-Axes Inspection Robot

Table 1 Specification of AC servo motor

FMA AC servo motor series		Specification
Rating power[W]		100
Rating torque	[N·m]	0.32
	[kgf·cm]	3.25
Instantaneous maximum torque	[N·m]	0.96
	[kgf·cm]	9.75
Rating rotation speed[rpm]		3000
Maximum rotation speel[rpm]		5000
Rotator inertia	[gf·cm·s ²]	0.061
	[kg·m ² ×10 ⁴]	0.06
Accuracy burden inertia rate (rotator comparison)		below 30 times
Rating power rate[kW/s]		17.0
Encoder type	standard	Incremental 2000
	option	Absolute 11/13bit 2048[p/rev]
Weight[kg]		1.43

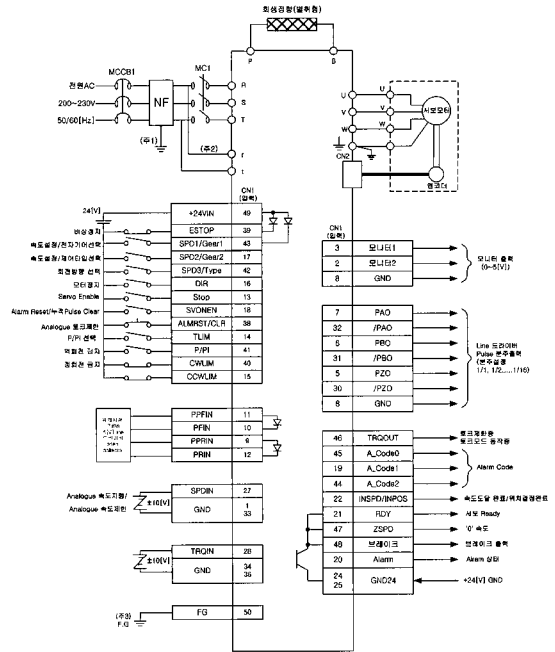


Fig. 3 Wiring diagram of servo driver

스의 분해능을 가지도록 하였다.

2.2 제어시스템

제어 시스템의 구성에 있어 제어기는 마이크로 컨트롤러 FR-E520-1.5K로 하고 각각의 센서에서 입력되는 포트와 기어드 모터, 서보 모터와 펌프를 구동시키는 출력포트로 구성된다.

2축 로봇의 제어는 Visual Basic을 이용하여 사용자 인터페이스를 구현하였고 로봇의 초기화, 검사 수행 속도, 스케닝을 위한 검사 스태프 거리 검사 구간 정의를 사용자가 입력할 수 있도록 하였으며, 파이프의 외경에 따른 탐촉자의 위치선정은 사용하는 탐촉자의 굴절각과 외경, 파이프의 두께의 의해서 자동으로 설정할 수 있도록 하였다.

또한, 로봇의 수동제어와 자동제어 기능을 동시에 제공함으로써 검사 시 편리하게 세팅할 수 있도록 하였다.

2.3 PC-based 초음파 탐상 시스템

SWP 용접결함의 분류를 실시간으로 처리하기 위한 PC기반 검사 시스템은 포터블 탐상기인 SM-300과 A/D(Analog to Digital) Board, 그리고 제어 프로그램으로 구성된다. 포

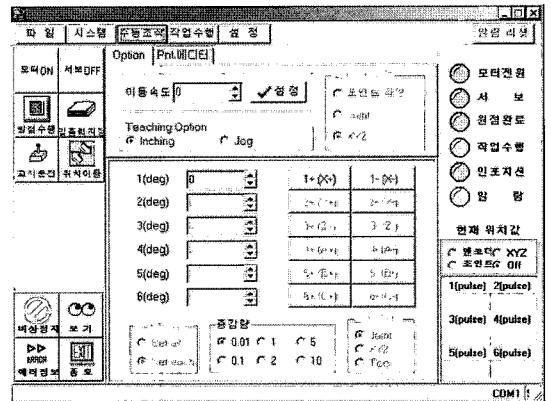


Fig. 4 Programming window for robot control

터블 탐상기에서 펄스를 발생시켜 결함에서 반사되어 탐촉자로 돌아온 초음파 신호를 A/D 보드로 수신한다. A/D 보드로 수신된 신호는 A-Scope 탐상 소프트웨어에서 디지털화된 GUI(Graphic User Interface)환경으로 표시해 주고, A-Scope 신호의 화상변환에 의하여 결함의 유무를 시각적으로 보여주고, PNN 패턴 분류기에 의해 결함의 종류를 판별하게 된다⁽⁸⁾.

본 연구에서 사용한 PC-Based 초음파 탐상 시스템은 기

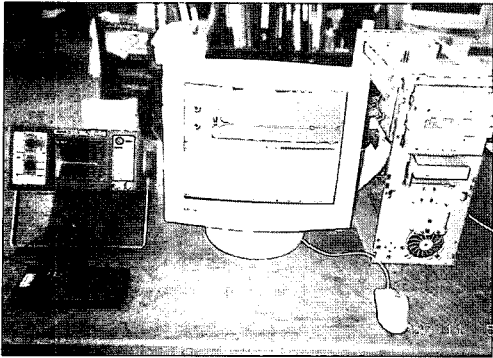


Fig. 5 PC-based ultrasonic test system with A/D board

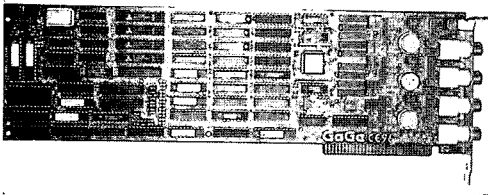


Fig. 6 PC-based oscilloscope(A/D board)

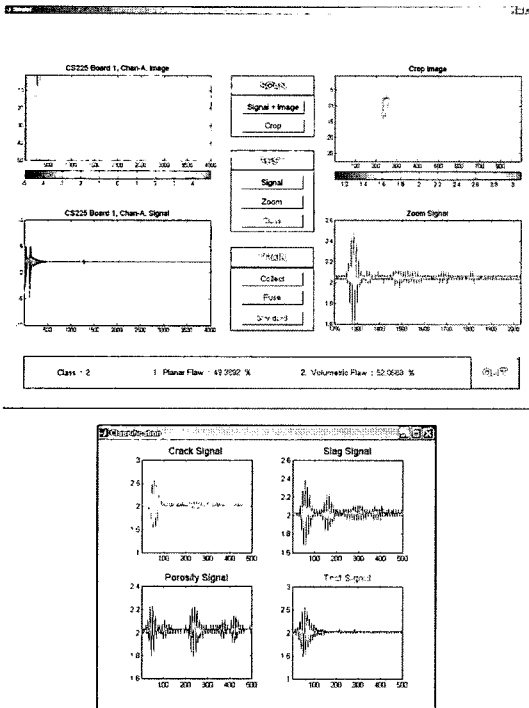


Fig. 7 Executing display of GUI based test program

존의 포터블 장비의 탐상기가 수행할 수 있는 모든 기능을 포함함은 물론이고 실시간으로 디지털 신호처리를 할 수 있다. 또한 다른 해석 프로그램과 연동이 가능하여 보다 효과적인 결함 분석의 수행이 가능하다.

Fig. 5에서는 PC-based 초음파 탐상 시스템을 나타내었으며, Fig. 6은 PC-based Oscilloscope(A/D board)를 나타낸다.

Fig. 7에 검사 프로그램의 실행화면을 나타내었다.

2.4 인터페이스 회로

로봇 구동시 정밀 탐상을 위한 용접결함 위치 검출을 위하여 초음파 탐상기(SM-300)의 출력 단자에서 게이트 출력 신호를 받아 자동탐상 로봇 컨트롤러에 인터페이스하기 위한 회로를 Fig. 8 및 Fig. 9와 같이 구성하였다.

컨트롤러 내부의 접점을 스위칭하기 위한 방법으로 릴레이(IN4002)를 사용하였다.

3. 확률신경망 패턴 분류기

RBF(radial basis function : RBF) 신경회로망의 일종인 PNN은 시험에 의하여 취득한 데이터로부터 특징값의 분포 특성을 확률밀도함수(probabilistic density function : PDF)

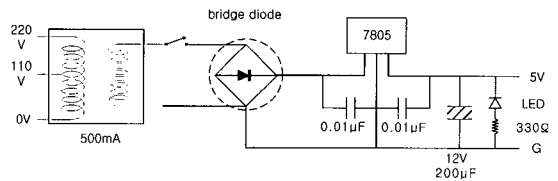


Fig. 8 Power transducer of interface circuit

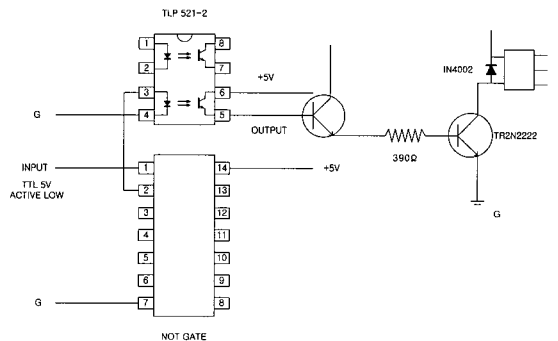


Fig. 9 Interface Circuit

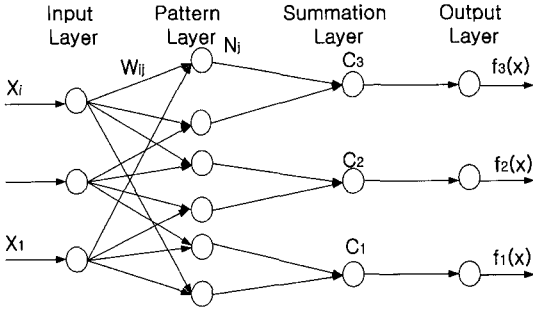


Fig. 10 Probabilistic neural network

의 형태를 추론하는 특징을 가지고 있다. PNN의 구조를 살펴보면 입력층과 출력층 사이에 패턴층과 합산층이 존재하며 Fig. 10과 같은 계층구조를 갖는다^(6,7).

PNN은 4개의 층으로 구성되어 있다. 첫 번째 층은 입력층으로서 각 표본의 특징벡터가 PNN에 공급된다. 두 번째 층은 패턴층으로서 입력층에 공급된 표본의 특징값에 가중치를 곱한 결과들의 합을 받아들여서 그 값에 지수함수를 적용한 값을 출력한다. 세 번째 층은 합산층으로서 합산층의 각 노드(node)들은 패턴층의 노드들 중 자신과 같은 범주에 속한 노드들에만 연결되어 있는데 연결된 패턴층에 노드들의 출력의 합을 입력으로 받아들인 후 그 결과를 출력한다. 마지막으로 네 번째 층은 출력층으로서 최종적인 출력이 결함의 분류과정에 사용된다⁽⁶⁾. 다른 종류의 신경회로망과는 달리 PNN의 구조는 주어진 문제에서 가지고 있는 결함의 종류의 수와 학습과정에서 사용된 학습표본의 수에 의하여 결정된다. PNN은 적절한 연산을 위하여 큰 대표적인 훈련집합을 필요로 하고 0로 일컬어지는 너비 파라미터의 적절한 선택을 요구한다. 너비 파라미터는 각 모집단 또는 클래스에 관해 다르지만 여기서는 하나의 파라미터만을 사용하였다. 확률밀도함수의 추정량은 가우스 가중함수를 사용한다.

$$g(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{\|x-x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

n 은 클래스 내에 있는 사례들의 개수이고, x 는 클래스 내에 있는 특정한 사례를 나타내며, x_i 는 입력이고, σ 는 너비 파라미터를 나타낸다.

4. 시험결과 및 해석

개발된 시스템의 결함 분류과정은 용접비드를 따라 초음

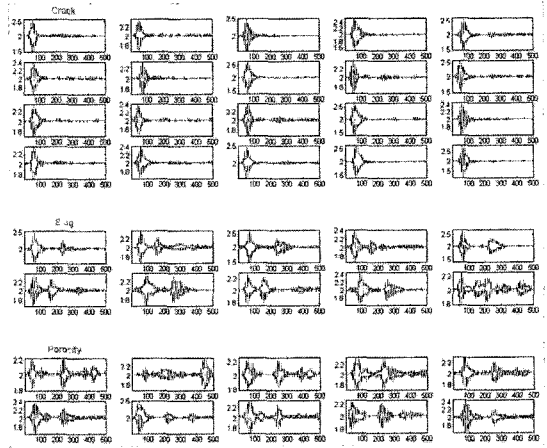
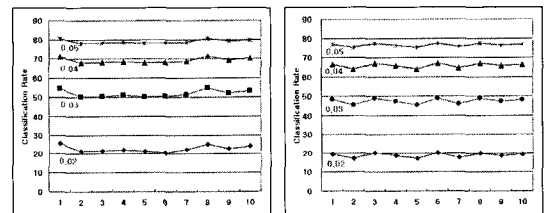


Fig. 11 Train signals in PNN classifier



(a) Correct accept

(b) False reject

Fig. 12 Select width parameter of PNN

파 신호를 수신하여 용접결함 신호를 화상으로 확인하여 결함의 유무를 파악한다. 용접결함의 존재가 확인되면 결함 신호부분만을 확률신경망 패턴 분류기를 통하여 선형결함과 체적결함으로 분류하게 된다.

SWP의 용접부위에서 검출된 결함신호를 선형결함과 체적결함으로 분류하기 위하여 자연 결함 시험편으로부터 선형결함 신호 20개와 체적결함 신호 20개를 학습을 위한 신호를 사용하였다.

Fig. 11은 본 연구에서 적용된 분류기인 PNN 분류기에 적용된 학습데이터로써 선형결함의 대표신호로서는 crack을 사용하였으며, 체적결함의 대표신호로서는 slag 혼입과 porosity를 사용하였다.

Fig. 12는 본 연구에서 적용된 PNN 분류기의 성능에 영향을 미치는 확률밀도함수의 너비 파라미터의 선정을 나타내었다. 너비 파라미터의 선정은 경험적 방법으로 선정하였으며, 선형결함과 체적결함의 분류율은 50%를 기준으로 하여 각각 구별하였다.

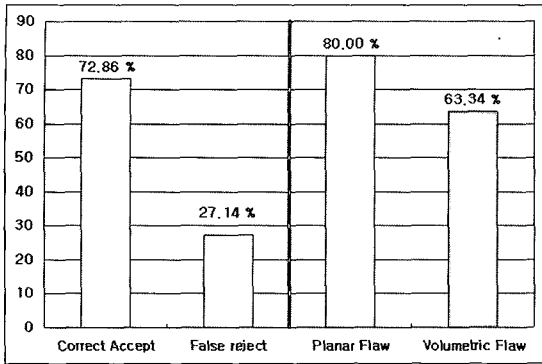


Fig. 13 Classification results

Fig. 12에서와 같이 너비 파라미터 값 0.03을 기준으로 그 이상의 너비 파라미터에서는 각 class의 구분에 있어서 확률의 분포가 정분류 및 오분류 모두 높은 확률을 나타냄으로서 적절치 않은 분류율을 보였고, 0.03 이하에 있어서도 정분류 및 오분류에 있어서 전체적으로 낮은 확률을 나타냄으로서 적절하지 않는 결과를 도출함을 확인할 수 있었다. 그러므로 너비 파라미터 값은 0.03인 경우에 분류를 위한 확률을 가장 적절하게 나타냄을 확인할 수 있다.

PNN은 각각의 데이터 간의 거리에 의한 확률밀도함수에 기반을 두는 관계로 학습데이터의 양이 많을수록, 결함 신호의 형태가 비슷할수록 결함 분류율이 좋아진다. Fig. 13에서처럼 충분한 확률밀도가 구성되는 선형결함(즉, crack과 lack of fusion의 2종류의 결함만이 존재하는 경우)에 대하여서는 높은 분류율(80%)을 보인 반면에 확률밀도가 낮은 체적결함(즉, lack of penetration, slag 혼입, porosity의 3종류의 결함이 존재할 경우는 확률밀도 함수가 분산되므로)은 낮은 분류율(63.34%)을 도출함을 확인하였다.

5. 결론

배관용접부 결함검사 자동화 시스템 개발에 따른 성능 분석 결과는 다음과 같다.

- (1) 2축 로봇 시스템은 탐상 알고리즘을 변화시키면 용접비드가 스파이럴 방향뿐만 아니라 원주방향과 축방향의 용접비드를 갖는 파이프도 탐상이 가능하므로 스파이럴 파이프 전용이 아닌 범용 파이프 용접결함 탐상 시스템으로써 적용이 가능하다.
- (2) 확률신경회로망 분류기를 용접결함 분류에 적용한 결과

용입불량, 기공, 슬래그 혼입은 체적결함으로 분류되었으며, 용합불량, 크랙은 선형결함으로 분류되었고, 전체적으로 72.86%의 분류가 가능하였다.

- (3) PNN은 작은 학습률에 대하여서는 불안정한 결과를 도출하였으나, 확률밀도가 충분히 형성되는 경우에 있어서는 안정된 분류율을 도출함을 확인하였으며, 학습속도 및 분류율에 있어서 타 분류기에 비하여 우수성을 나타내었다.

후기

본 연구는 2003년도 조선대학교 교내연구비 지원에 의하여 연구되었음.

참고 문헌

- (1) Gordon, S. K., 1987, *Acoustic Waves*, Prentice-Hole, New York, pp. 92~110.
- (2) Rose, J. L., Nestleoroth, J. B. and Banlasu-bramanian, K., 1988, "Utlility of Feature Mapping in Ultrasonics Non-Destructive Evaluation," *Ultrasonics*, Vol. 26, pp. 124~131.
- (3) Rose, J. L., Jeong, T. H., Alloway, E. and Copper, C. T., 1984, "A Methodlogy for Reflector Classification Analysis in Complex Geometric Welded Structures," *Materials Evaluation*, Vol. 42, No. 1, pp. 98~106.
- (4) Rose, J. L., 1984, "Element of Feature Based Ultrasonic Inspection System," *Materials Evaluation*, Vol. 42, No. 2, pp. 210~218.
- (5) Kim, J. Y., Roh, B. O., You, S., Kim, C. H. and Ko, M. S., 2002, "A Study on the Extraction of Feature Variables for the Pattern Recognition of Welding Flaws," *KSPE*, Vol. 19, No. 11, pp. 103~111.
- (6) Song, S. J., 1999, "Nondestructive Flaw Classification by Pattern Recognition Approach," *KSNT*, Vol. 19, No. 5, pp. 378~391.
- (7) Lee, H. Y. and Moon, K. I., 1999, *Neuro-Fuzzy using Matlab*, A-Jin, Seoul, pp. 209~325.
- (8) Vinay, K. I. and John, G. P., 1998, *Digital Signal Processing*, Sigma-press, Boston, pp. 353~428.