

퍼지이론을 이용한 압력용기 용접부 초음파 결함 특성 분류

심철무*, 최하림*, 백홍기**

* 한국원자력연구소

** 전북대학교 전자공학과

요 약 원자력발전소 압력용기 및 배관은 많은 용접부를 포함하고 있으며 용접부내 결함은 크기, 위치 및 형태에 따라 압력용기 및 배관의 건전성에 커다란 영향을 미친다. 따라서 주요 압력용기와 배관의 용접부에 대해서는 가동 전·중 검사시 초음파탐상시험을 실시하여 그 건전성을 확인하고 있다. 초음파 결함 신호로부터의 결함 분류는 비파괴 평가에 있어 매우 중요하며 초음파 형상 인식 방법이 적당하다. 본 논문에서는 탄소강 압력용기 용접부에 내재하는 결함으로부터 얻어진 초음파 결함 신호의 형상 인식을 위한 절차로서 데이터 수집, 특징 추출, 특징 선택 및 결함 분류를 하였으며, 결함 분류에 있어 결함의 종류를 크게 선형(linear)과 체적(volumetric)의 두 종류로 분류함에 있어 퍼지이론을 적용하여 퍼지이론을 적용한 초음파 형상 인식 기법의 가능성 및 효율성을 제시하였고 그 결과 기존의 분류기(classifier)들에 비해 보다 우수한 결과를 얻을 수 있었다.

1. 서론

원자력발전소 압력용기 및 배관은 많은 용접부를 포함하고 있으며 용접부내 결함의 형태, 위치 및 크기는 용접부의 건전성에 커다란 영향을 미친다. 따라서 주요 압력용기와 배관의 용접부에 대해서는 제작 단계에서부터 설치 및 사용중에도 제작 검사 및 가동 전·중 검사를 실시하여 그 건전성을 확인하고 있다. 제작 검사시 방사선투과검사(RT)로 탐상 가능한 결함 형태는 체적결함인 inclusion, porosity, cavities, worm-holes 등이 있다. 그러나 선형결함인 lack of fusion, lack of penetration, crack 등은 발견하기가 어려운 것으로 보고되고 있다.¹⁾

가동 전·중 검사시 ASME Sec. XI에 의해 요구되는 초음파검사는 제작 검사시 방사선투과검사로는 기하학적인 형상 및 방향성 때문에 발견하지 못한 선형결함 및 체적결함이 동시에 발견되므로 결

함의 형태 평가에 있어 어려움이 있다.

결함의 형태에 있어 선형결함과 체적결함을 비교해 보면 선형결함인 균열 등은 용접부의 기계적 강도에 치명적인 영향을 미치고 경우에 따라서는 예기치 않은 파괴를 일으키기도 한다. 따라서 용접부에 존재하는 결함을 검출해내고 선형 및 체적결함 여부를 정확히 평가하는 것이 용접부 성능 보장을 위해 필수적인 과제이며 나아가서 원자력발전소의 안정성 및 신뢰성 확보에 있어 필수적이다.

그러므로 결함의 평가를 위해 결함 신호로부터 특징들을 추출하고 분석하여 결함의 종류를 판별하는 "초음파 형상 인식(ultrasonic pattern recognition)"에 대한 연구가 시도되었다. 초음파 형상 인식에 대한 연구의 초기에는 선형 판별 함수(linear discriminant function) 등 비교적 간단한 통계적 분류 기법을 적용한 연구가 Rose, Burch 그리고 Bealing 등에 의해 행해졌으며, 국내에서도 연구 결

과가 발표된 바 있다.²⁾ 또한 인공지능 분야에서 Schmerr는 전문가시스템(expert system)을 적용하였다.⁴⁾ 특히 최근에 신경 회로망(neural network) 기법의 적용이 시도되었는데, 역전파 신경 회로망(back propagation neural network)이 주로 적용되었고 송성진과 schmerr는 확률 신경 회로망(probabilistic neural network)을 적용했는데⁴⁾ 상기 방법은 Bayesian 및 병렬처리 방식으로 많은 데이터와 계산을 요한다. 따라서 본 연구에서는 결합 분류를 위한 또 다른 시도으로써 결합에 대한 정량적이고 재현성을 가질 수 있도록 각 인공결함으로부터 받은 초음파 신호에서의 특징 추출, 특징 선택 그리고 불확정적이거나 예외적인 입력의 처리에 적합하며 전문가의 경험과 전문지식이 정확한 rule로 적용될 수 있는 퍼지이론을 이용한 결합 분류 과정을 통해 용접 결합 분류 자동화를 위한 새롭고 체계적인 접근 방법을 제시하고자 한다.

2. 본 론

2.1. 용접부의 결합 분류

Ferrite강과 austenite강을 비교해보면 ferrite 강이 훨씬 저연성 재료로 파괴에 대한 위험도가 심하다. 일반적으로 압력용기의 경우 slag inclusion이 가장 많아 84%, porosity 3%, crack 13%나 되는 것으로 보고된다. 각종 압력용기 파손의 90% 이상이 피로 파괴임을 고려할 때 부품의 사용중 선형결함들에 대한 진진 거동은 수시로 점검을 해야 하며, 원천적으로 선형성 결함은 용접시 제거가 되어야 한다. 용접부에 내재될 수 있는 결함의 종류는 크게 균열결함, 용합불량, 용입불량 등의 형태를 갖는 선형결함과 porosity, inclusion, slag 등의 체적결함의 두 범주로 분류된다.⁶⁾

2.2. 초음파 형상 인식

본 연구에서는 초음파 형상 인식을 크게 다음의 4 단계를 거쳐 수행하였으며 개략적인 흐름은 Fig. 1과 같다.

1. 데이터 수집
2. 특징 추출
3. 특징 선택 (best feature 선택)
4. 결합 분류 (fuzzy-UTSCS 적용)

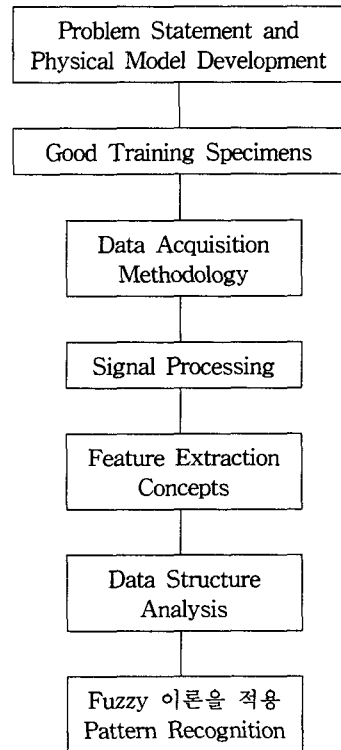


Fig. 1. Overview of the pattern recognition.

2.2.1. Data 수집

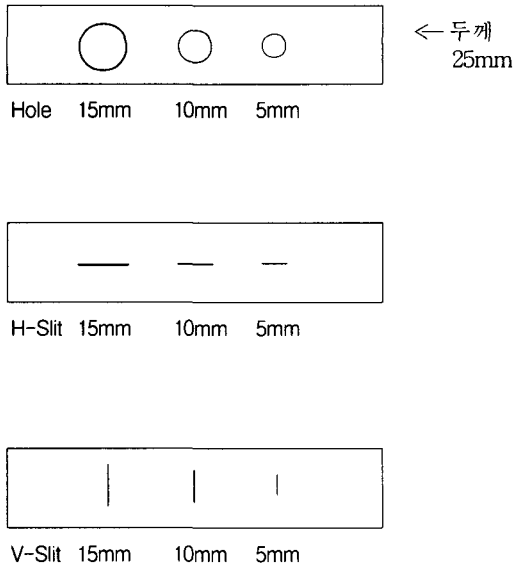
특징추출을 위해 대비 시험편(test specimen I)을 새로 제작했으며 ASME Sec. XI Appendix VII에 따라 기량검증시험(PDI)을 위해 제작된 인공결함 시험편(test specimen II)을 사용하여 데이터를 수집하였다. (Table 1 시험편 사양 참조)

초음파 신호 수집은 Physical Acoustic Corporation에서 제작된 scanner와 IBM-PC에서 Ultra-Pac software를 이용하여 수치화된 초음파 결합 신호를 PC에 저장시켰다.

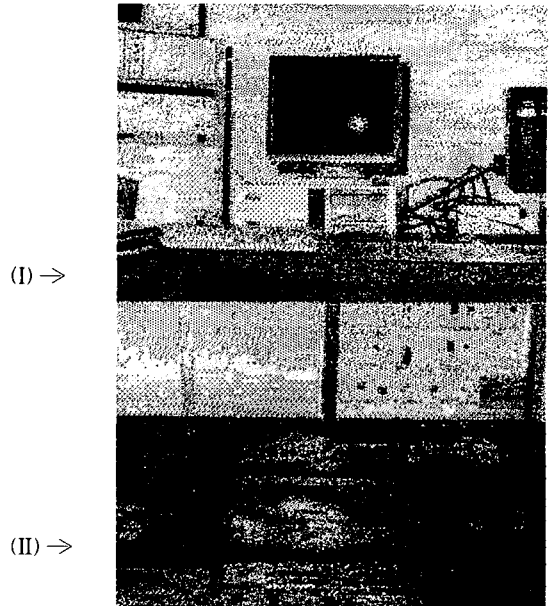
탐촉자 주파수는 2.25 MHz이며 pulse-echo 및 45° 검사법을 사용하였다. 시편위의 탐촉자 위치는 full screen에서 80% amplitude 지점에서 고정하였고 A-scan을 사용하였다.

2.2.2. 시험편 사양

대비 시험편(test specimen I) 및 인공결함 시험편(test specimen II)의 결함 제작에 사용된 재료는 원자력발전소의 압력용기와 동일한 재료인 SA 508, cl.3를 사용하여 만들었다.



Test specimen (I)



Data acquisition system and test specimen (I , II)

Fig. 2. Picture of test specimen (I, II).

Table 1. Detail specs. of test specimen (II).

시험편 번호	결함 종류	결함 길이 (mm)	COLs	결함 깊이 (mm)	결함 위치	
					From left edge	From top surface
1	기공 용입불량(LOP)	4	2	-	199-203	17
		37	1	3	83-120	24
2	용융불량(LOF)	20	1	5	95-115	13
3	Slag 용융불량(LOF) "	14	2	3	195-209	25
		18	1	5.9	86-104	15
		21	1	5.1	86-107	15
5	기공 용입불량(LOP)	3	2	-	100-103	22
		27	1	3	169-196	24
7	용입불량(LOP) 용융불량(LOF)	17	1	3	200-217	24
		24	1	3	105-129	23
9	Slag 용융불량(LOF)	20	2	3	124-144	24
		16	1	5	177-193	13

2.2.2.1. Test specimen (I)

Test specimen (I)은 초음파 신호 특징 중에서 가장 효과적인 feature vector를 추출하기 위해 사용되었다. 선형결함(slit) 및 체적결함(volumetric) 신호의 특징을 알기 위하여 hole형 및 slit형의 인공 결함을 대비시켰다. 방전가공(EDM)된 3개의 시험편의 치수와 제작된 결함의 종류 및 형태는 Fig. 2와 같다.

2.2.2.2. Test specimen (II)

Test specimen (II)는 test specimen (I)으로 부터 추출된 효과적인 feature vector를 가지고 각각의 인공 결함으로부터 받은 신호의 feature vector들을 fuzzy UTSCS를 사용하여 결함의 분리능력을 실험하기 위한 것이다. 본 연구에서는 기 제작된 탄소강 용접부의 인공 결함 시험편을 사용하였으며 형태 및 각각의 시험편에 대한 결함의 내용은 Table 1과 같다.

2.2.3. 특징 추출

특징 추출 단계에서는 정량적인 특징 평가 기준

이 필요하게 되며 크게 결함 종류 구분 능력과 특징 간의 독립성의 두 조건이 고려되어야 한다. 결함 종류 분류 능력은 특징의 결함 분류에의 효용성을 의미하며, 결함분류시 발생하게 되는 오류확률로 정량화시킬 수 있으며 특징간의 독립성은 특징의 중복을 피하면서 특징의 수를 줄이는 것과 관계가 있다.¹⁵⁾

초음파 결함 신호를 수집하여 이 신호들을 여러가지 방법으로 신호의 진폭(amplitude), 상승시간(rising time), 하강시간(falling time), RF 신호의 peak수, 기울기(slope, 진폭/시간), pulse duration 및 fourier transform을 통한 주파수 해석 등으로 여러 data들을 생성시킬 수 있다.(Fig. 3) 측정된 신호는 결함의 등급이 분류될 수 있도록 물리적 현상에 관계되는 구체적이고 기본적인 정보를 가지고 있다. 수집된 여러 data들은 pattern vector Z로 불리우는 ordered set으로 구성될 수 있다. 본 실험에서는 Ultra-Pac software를 이용하여 71개의 특징을 추출하였다.

$$\bar{Z} = \begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \\ Z_3 \\ Z_4 \\ \vdots \\ Z_m \end{bmatrix} \dots\dots\dots (1)$$

m : pattern vector의 수(m=71)

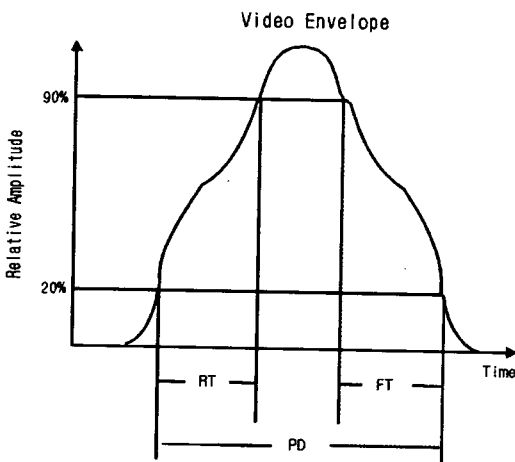


Fig. 3. Feature vectors (RT, FT, PD).

2.2.4 특징 선택 (best feature 선정)

Pattern vector의 각 요소는 연구자의 선정에 달렸다. 이 pattern vector의 각 요소가 관련신호 등급 간의 비교, 분류에 모두 유용한 것은 아니다. UT 신호 parameter에서 best feature set을 선정하기 위해서 feature discrimination 절차가 필요하다. Best feature를 선정하기 위하여 reference 시편을 가지고 training 단계의 data로 sample correlation coefficient를 측정하여 낮은 값을 취하고 PDF (probability density function)를 구하여 best feature vector를 선정하는 방법이 있는데 본 연구에서는 PDF 방법을 사용하였다.

PDF를 나타내는 Gaussian 분포식은 다음식 2와 같다.

$$f(X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad -\infty < X < +\infty \dots\dots\dots (2)$$

μ : 분포의 평균, σ : 분포의 표준편차

그 결과로 m개의 요소가 n개의 요소로 감소되어 계산 시간과 노력을 줄일 수 있어 분류 작업에 도움이 된다. 식 3의 pattern vector 중에 가장 유용한 일부 요소가 선정되어 feature vector X로 불리운다. 그 식은 다음과 같다.

$$\bar{X} = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix} \quad n \leq m \dots\dots\dots (3)$$

Test specimen (I) 시험편으로부터 각각 50개씩 신호를 받아 형상값들을 분석하였다. Pattern recognition에 의한 classification에 사용되는 feature들은 각기 그 특성이 다르므로 이 feature들의 classification 수행능력에 대한 사전 검토가 필요하며 이 중에서 가장 적절한 feature를 선정하는 것이 classification에 있어서 중요한 기본 단계이다. 본 연구에서는 Testpro software를 이용하여 얻은 형상값들을 직접적인 방법으로 PDFs를 측정하여 형

상값을 선정하였다. 본 연구에서 사용된 feature들은 Table 2에 있다.

Table 2. Best features selected from UT pattern vector.

Pattern Vector Name	Content	Unit
1) RT	(Rise Time)	sec
2) FT	(Fall Time)	sec
3) PS	(Power Spectrum)	RMS
4) PD	(Pulse Duration)	sec

2.2.5. 결함 분류

특징 추출과 특징 선택 과정을 통하여 특징이 결정되면 이 특징을 이용하여 각 표본을 가장 적합하다고 판단되는 범주를 분류하는 과정이 결함 분류이며, 본 연구에서는 퍼지이론을 적용하여 결함 분류를 하였다.

2.3. Fuzzy-UTSCS를 통한 형상 인식

2.3.1. Fuzzy-UTSCS의 logic 형태 (fuzzification, fuzzy inference and defuzzification)

Fuzzy-UTSCS(UT signal classification system)의 logic 형태는 Fig. 4에서 보여지듯이 fuzzifier, fuzzy interface과 defuzzifier로 구성되었다.

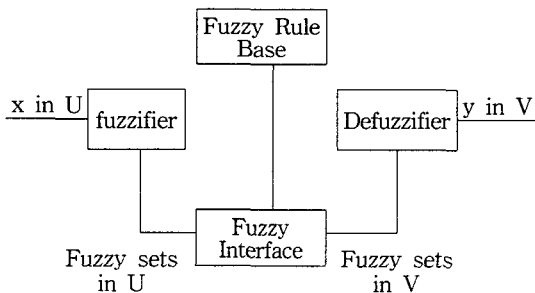


Fig. 4. Basic structure of Fuzzy-UTSCS

2.3.2. Fuzzy-UTSCS의 설계

2.3.2.1. 추론 규칙의 기본 구조 결정

퍼지 추론 규칙은 전문가의 경험과 지식에 의해 추출한다. 전문가의 전문 지식과 경험을 언어로 표

현하고 퍼지 추론 규칙 형태인 "IF-THEN" 형태로 논리화함으로써 추론 규칙을 얻는다. 본 연구에서 사용된 표준화된 입출력 변수는 다음과 같다.

삼각형 형태의 membership 함수(triangular-type membership function)가 수학적으로 표현하기 쉽고 입·출력 변수의 처리에 적합하기 때문에 모든 입·출력 변수에 사용되어진다. 변수에 대한 membership 함수의 형태(shapes)들은 Fig. 8에서 Fig. 10을 통해 보여진다.

2.3.2.2. 입력값의 퍼지화 방식을 결정

Fuzzy-UTSCS는 modus ponens를 퍼지논리를 도입하여 확장시킨 generalized modus ponens를 이용하여 추론을 행한다.

즉, A -> B 라는 관계가 주어지고
 $\frac{A'}{B'}$ 가 주어지면
 B' 가 유추된다.

A'는 A의 퍼지 입력값이고, B'는 유추된 퍼지 출력이 된다.

추정되는 입력값의 특성에 따라 퍼지화 방식을 결정하며 퍼지화를 통해 입력 U의 fuzzy sets으로부터 명백한 입력값(crisp values) U를 얻는다.

2.3.2.3. 추론의 방식을 결정

본 연구에 적용된 추론 방법은 추론법 중에서 가장 널리 이용되는 Mamdani의 min 연산 (conventional Mamdani's min operation)과 Larsen의 product 연산규칙 (Larsen's max-product operation)을 적용하였으며 그 방법은 다음과 같다.

Mamdani의 min 연산은 퍼지 연관함수로 Mamdani가 제안한 minimum 연산(Rc)을 이용하여 퍼지 합성법칙을 도입한 것으로 추론 방식은 다음과 같다. i번째 규칙은 다음과 같은 추론 결정 을 한다.

$$\mu_{C_i}(W) = \alpha_i \wedge \mu_{C_i}(W) \dots\dots\dots (4)$$

- α_i : i번째 추론 규칙이 추론에 기여하는 적합도
- C_i : 추론 규칙의 결론부의 퍼지집합
- c_i : 규칙 i에서 추출된 결론
- w : 추론을 나타내는 전체집합 C내의 변수

A_1, A_2 가 조건부의 퍼지집합이고 A_1^0, A_2^0 가 퍼지입력이라면 i 번째 규칙의 적합도 α_i 는 다음과 같이 교집합 $A_1 \cap A_1^0$ 와 $A_2 \cap A_2^0$ 의 최대높이와 α_1^1 과 α_1^2 의 최소값에 의해 결정된다.

$$\alpha_i = \min(\alpha_i^1, \alpha_i^2)$$

$$\alpha_i^j = \max_{x_j} [\min(\mu_{A_i}(x_j), \mu_{A_i^0}(x_j))], \quad j = 1, 2$$

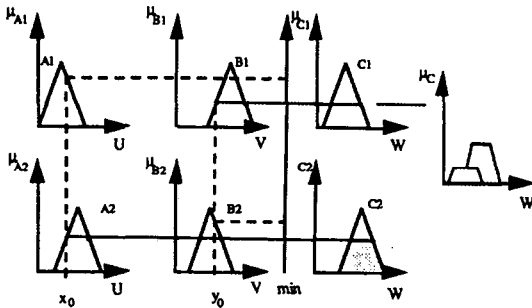
.....(5)

만약 두개의 규칙이 있다면 결론 C는 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\mu_C(W) = \mu_{C1} \vee \mu_{C2}$$

$$= [\alpha_1 \wedge \mu_{C1}(W)] \vee [\alpha_2 \wedge \mu_{C2}(W)]$$

.....(6)



입력 단일 퍼지값 x_0, y_0

Fig. 5. Mamdani's min operation

Larsen의 product 연산은 퍼지 연관함수로 Larsen이 제안한 product 연산(Rp)을 이용하여 퍼지 합성법칙을 도입한 것으로 추론방식은 다음과 같다.

i 번째 규칙에 의한 추론은

$$\mu_{C_i}(W) = \alpha_i * \mu_{C_i}(W) \dots\dots\dots(7)$$

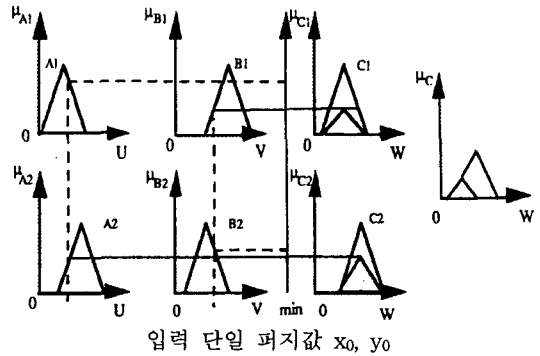
로 구해진다. 따라서 전체 입력의 소속함수는

$$\mu_C(W) = \mu_{C1} \vee \mu_{C2}$$

$$= [\alpha_1 * \mu_{C1}(W)] \vee [\alpha_2 * \mu_{C2}(W)]$$

.....(8)

으로 얻어진다.



입력 단일 퍼지값 x_0, y_0

Fig. 6. Larsen's product operation

Fuzzy-UTSCS의 성능평가를 위해 correlation minimum encoding(CME)와 correlation product encoding(CPE) 두 종류의 추론 방법이 사용되었다. CME 방법은 식 (12)에 의거하여 membership function(mf)을 통해 strong alpha cut을 얻기 위한 rule value를 사용한다. CME 방법은 Mamdani's max-min operation에 기초를 둔 centroid method의 한 종류이다. CME 방법에서는 rule value가 특정 출력변수를 위한 fuzzy value를 주는 모든 rule들을 찾는다. 각각의 rule이 특정 출력 변수를 정의하는 것이 발견되면, rule value가 대응되는 membership function을 수정하기 위해 사용된다. CME 방법에서는 수정된 membership function이라 불리우는 resulting trapezoid 영역뿐 아니라 그것의 center of gravity (CG)도 계산되어야 한다. CPE 방법 또한 Larsen's max-product operation에 기초한 Centroid method의 한 방법이다. CPE 방법에서는 수정된 membership function의 높이가 rule value에 의해 계산(is scaled)되나 수정된 membership function의 모양은 삼각형 모양을 그대로 유지하며 영역은 rule value와 선형으로 연관되고 무게중심이 변하지 않고 각 입력변수의 영향이 그대로 전달되므로 계산에 있어 이점이 있다.

CME와 CPE 방법 모두는 defuzzification이 center of gravity method에 기초하며 defuzzified crisp value는 다음과 같이 표시된다.

$$CG = \frac{\int f'(x) \times x \times dx}{\int f'(x) \times dx}$$

.....(9)

$f'(x)$: 수정된 membership function

2.3.2.4. 퍼지 추론 규칙의 구체적 기술⁸⁾

Fuzzy-UTSCS 디자인을 위해 전문가의 전문 지식을 많은 언어적(linguistic) 입출력 변수들과 통합한 fuzzy IF-THEN rule들이 적용되었다. Fuzzy-UTSCS에 사용되어진 fuzzy rule base들은 Table 4에서 6에 나타내었다. fuzzy rule base는 다음 형식의 Ri : IF (조건) THEN (결론) rule들의 모임(collection)으로 구성된다.

$$R^{(\ell)} : \text{IF } x \ell \text{ is } F_i^\ell \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } F_n^\ell, \\ \text{THEN } y \text{ is } G \ell \dots\dots\dots (10)$$

where F_i^ℓ and G^ℓ are fuzzy sets, $i = 1, \dots, n$. and $\ell = 1, \dots, m$, $x_i \subset U$ and $y \subset V$ are input and output linguistic variables.

퍼지 추론은 IF-THEN rule들을 사용하여 input fuzzy set에서 fuzzy logic 규칙(rule base)에 의거하여 output으로의 mapping을 결정한다. 즉, 출력 V의 명백한 값(crisp value)으로부터 fuzzy sets V를 얻는다.

2.3.2.5. 출력부의 비퍼지화(defuzzification) 방식을 결정한다.

위와 같은 순서로 추론 방법을 설계한 후에 실험적으로 추론 규칙을 개선해 나감으로써 목적에 적합한 제어 성능을 얻을 수 있었다.

위와 같은 방법으로 퍼지 추론을 하여 V(퍼지 추론의 퍼지 결과)를 구하여 적절한 입력을 하나의 수치(crisp value)로 변환하여 구해야 한다. 이것이 일반적인 비퍼지화 방법(defuzzification)이며, 여러 방법 중에서 무게 중심법(center of area method)이 가장 우월한 성능이 있어 많이 쓰이는 방법으로 본 연구에 적용되었다.

무게 중심법(center of area method)은 합성된 출력부 퍼지집합의 무게 중심(center of area)을 구하여 해당하는 명확한 제어값(crisp value)을 제어입력으로 사용하는 방법이며 식은 아래와 같다.

$$U_o = \frac{\sum_{j=1}^n \mu(U_j) * U_j}{\mu(U_j)} \dots\dots\dots (11)$$

n : 제어 변수 전체 집합의 이산화 등급 (quantization level)

2.3.3. Fuzzy UTSCS의 tool(FULDEK)

본 연구에서 COL's(confidence level of slit or hole)의 평가를 위한 fuzzy 추론 logic의 performance를 위해 Bell Helicopter Textron Inc.에서 개발된 Fuzzy Logic Development Kit (FULDEK)가 사용되었다. FULDEK는 IBM PC window용 program으로서 simple rule editor와 simulation program을 갖고 있으며, fuzzy logic rule들을 빠르고 interactive한 방식으로 수행할 수 있도록 해준다.

FULDEK에서 추정 문제는 rule value의 계산과 계산 결과를 rule value vector내에 저장하는 일이다. FULDEK에는 fuzzy 추론 방법으로 다음과 같은 min operation, multiplication, max operation을 포함하는 여러 가지 option이 있다.

(a) Rule Value = $\min(\mu_{mf1}(V_1), \mu_{mf2}(V_2), \dots, \mu_{mf n}(V_n)) \dots\dots\dots (12)$

(b) Rule Value = $\mu_{mf1}(V_1) \times \mu_{mf2}(V_2) \times \dots \times \mu_{mf n}(V_n) \dots\dots\dots (13)$

(c) Rule Value = $\max(\mu_{mf1}(V_1), \mu_{mf2}(V_2), \dots, \mu_{mf n}(V_n)) \dots\dots\dots (14)$

본 연구에서는 FULDEK를 이용하여 membership function들을 정의하고 입력변수에 따른 [RT, FT], [PD, PS], [RT, FT, PD] 세 종류의 fuzzy rule base를 만들었고 각각의 Rule Base에 따른 COL's (confidence level of slit or hole)의 평가를 하였고 그 결과는 (2.3.5)실험 결과에서 언급하였다.

2.3.4. Confidence level evaluation

Confidence level evaluation을 위해 test specimen (I)의 slit 및 hole(각각 5, 10, 15 mm)에서 수집된 초음파 신호중에서 추출된 대표적인 특징들인 RT, FT, PD, PS를 가지고 fuzzy rule base 작성을 위한 기초 자료를 만들기 위해서 PDFs를 그려보았는데, 앞에서 언급된 Rose와 Jeong에 의한 결함 분류 방법에 의한 것과 동일한 결과를 얻을 수 있었다.

특징으로 추출된 RT, FT, PD, PS들의 feature vector에 의한 Gaussian distribution, 즉 PDFs는 다

음 Fig. 7과 같다.

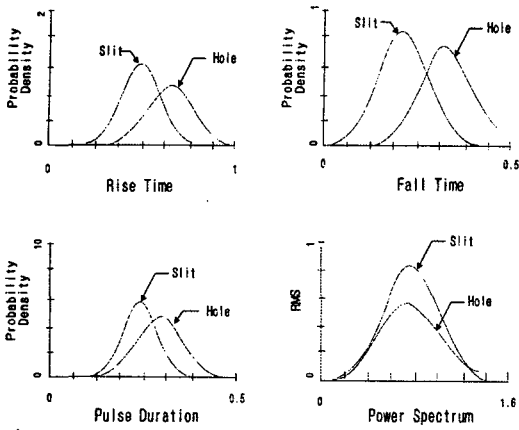


Fig. 7. RT, FT, PD, PS presented as PDFs.

위의 그림에서 처럼 RT, FT, PD의 PDF에서는 slit 형태인 결함의 RT(rise time)는 짧게 나타나는 분포를 보여 준다.

PS(power spectrum)의 경우는 2.25 MHz 부근에서 slit의 RMS 분포가 높은 것으로 나타났다. 그 이유는 slag의 에너지 반사도가 높기 때문일 것으로 생각된다.

이상의 각 특징에 대한 실험 결과를 바탕으로 membership function과 fuzzy rule base를 작성하였고 membership function은 Fig. 8에서 Fig. 10, fuzzy rule base는 Table 3에서 Table 5와 같다

2.3.4.1. Confidence level evaluation with RT, FT

Table 6에 따라 RT와 FT의 mean value를 0-12 까지 1:1 mapping값을 입력 퍼지값으로 결정하였다.

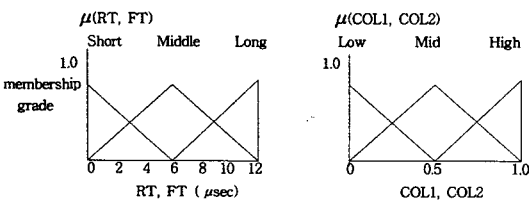


Fig. 8. Membership functions for RT, FT and COL1, COL2.

Table 3. Fuzzy rule base regarding RT, FT.

IF RT is Short & FT is Short THEN COL1 is High / COL2 is low
IF is Short & is Middle THEN is High / is low
IF is Short & is Long THEN is Mid / is Mid
IF is Middle & is Short THEN is High / is low
IF is Middle & is Middle THEN is Mid / is Mid
IF is Middle & is Long THEN is Mid / is Mid
IF is Long & is Short THEN is Mid / is Mid
IF is Long & is Middle THEN is Low / is High
IF is Long & is Long THEN is Low / is High

2.3.4.2. Confidence level evaluation with PD, PS
Table 6에 따라 PD와 PS의 mean value를 0-12 까지 1:1 mapping값을 입력 퍼지값으로 결정하였다.

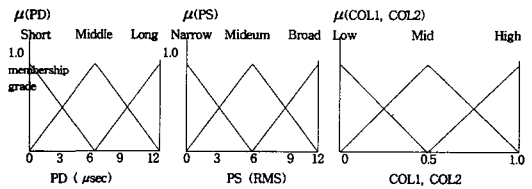


Fig. 9. Membership functions for PD, PS and COL1, COL2.

Table 4. Fuzzy rule base regarding PD, PS.

IF PD is Short & PS is Narrow THEN COL1 is High / COL2 is Low
IF is Short & is Medium THEN is High / is Low
IF is Short & is Broad THEN is Mid / is Mid
IF is Middle & is Narrow THEN is High / is Low
IF is Middle & is Medium THEN is Mid / is Mid
IF is Middle & is Broad THEN is Mid / is Mid
IF is Long & is Narrow THEN is Low / is High
IF is Long & is Medium THEN is Low / is High
IF is Long & is Broad THEN is Low / is High

2.3.4.3. Confidence level evaluation with RT, FT and PD

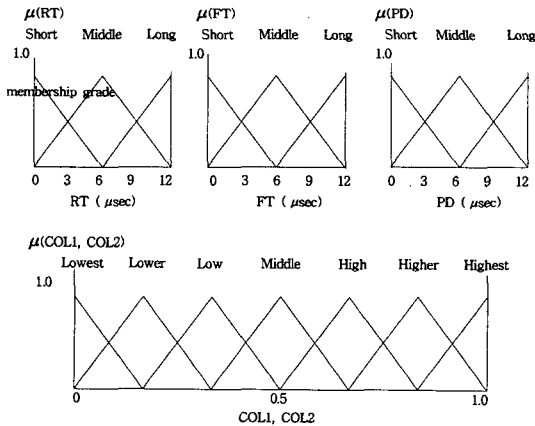


Fig. 10. Membership functions for RT, FT, PD and COL1, COL2.

- note. RT : rising time
- FT : falling time
- COL1 : confidence-level of slit-like (Linear)
- COL2 : confidence-level of hole-like (volumetric).

Table 5. Fuzzy rule base regarding RT, FT and PD.

IF RT is Short & FT is Short & PD is Narrow THEN COL1 is Highest / COL2 is Lowest
IF RT is Short & FT is Short & PD is Medium THEN COL1 is Higher / COL2 is Lower
IF RT is Short & FT is Short & PD is Broad THEN COL1 is High / COL2 is Low
IF RT is Middle & FT is Short & PD is Narrow THEN COL1 is High / COL2 is Low
IF RT is Middle & FT is Short & PD is Medium THEN COL1 is Middle / COL2 is Middle
IF RT is Middle & FT is Short & PD is Broad THEN COL1 is Middle / COL2 is Middle
IF RT is Long & FT is Middle & PD is Narrow THEN COL1 is Middle / COL2 is Middle
IF RT is Long & FT is Middle & PD is Medium THEN COL1 is Low / COL2 is High
IF RT is Long & FT is Middle & PD is Broad THEN COL1 is Lower / COL2 is Higher
IF RT is Short & FT is Long & PD is Narrow THEN COL1 is Middle / COL2 is Middle
IF RT is Middle & FT is Long & PD is Medium THEN COL1 is Low / COL2 is High
IF RT is Long & FT is Long & PD is Broad THEN COL1 is Lowest / COL2 is Highest

2.3.5. 실험 결과

본 실험의 핵심은 초음파 탐촉자에서 얻은 결함 신호로부터의 특징 추출, 결함 분류의 효율성을 위한 특징 선택 그리고 효율적인 결함 분류기의 선정이다. 특징 선택을 위해 Test specimen (I)으로부터 얻은 결함 신호의 feature vector들 중에서 가우시안 분포곡선(Gaussian distribution curve), 즉 PDFs (probability density function)를 측정하여, 시간 영역에서 RT, FT, PD 및 주파수 영역에서 PS를 총 4개의 best-feature vector로 선정하였으며 각각에 대한 평균값은 Table 6에 나타내었다. 선정 결과 Rose와 Jeong에 의한 결함 분류 방법에 의한 것과 동일한 결과를 얻을 수 있었으며¹¹⁾, 위의 best-feature vector들의 특징을 분석하여 [RT/FT], [RT/FT/PD], [PD/PS] 3 종류의 fuzzy rule base를 Fuzzy-UTSCS 내에 만들었다.

Test specimen (II) 시험편에서 얻은 인공결함 신호들을 각 fuzzy rule base를 통한 추론 결과 COL1(slit-like)과 COL2(hole-like)를 성공적으로 측정할 수 있었다. 그러나 3 종류의 fuzzy rule base 중에서 [RT/FT], [RT/FT/PD]가 confidence level 측정에 용이한 것으로 나타났으며, [PD/PS]는 test specimen (I)에 제작된 결함의 형태와 크기에 따라서 PS(power spectrum)의 분산(variation)이 커서 일관된 결과치를 얻을 수 없었다.

Fuzzy rule base를 통한 COL의 측정 결과 slit-like 결함 형태에서는 COL1이 비교적 높게 나타났고 hole-like 결함 형태에서는 COL2가 비교적 높게 나타났다. (Table 7 참조)

Table 6. Best feature's RT, FT, PD, PS mean value

	V-Slit 5 mm	V-Slit 10 mm	V-Slit 15 mm	Hole 5 mm	Hole 10 mm	Hole 15 mm
RT	0.720e+00	0.700e+00	0.400e+00	0.800e+00	0.750e+00	0.690e+00
FT	0.328e+01	0.208e+01	0.184e+01	0.880e+01	0.520e+01	0.294e+01
PD	0.408e+01	0.280e+01	0.208e+01	0.612e+01	0.420e+01	0.256e+01
PS	.368143e-01	.637839e-01	.675252e-01	.291565e-01	.421047e-01	.542618e-01

Table 7. The confidence level of test specimen II

Block No.	결합 크기	결합 형태	추론 방식	RT / FT		RT / FT / PD	
				COL1	COL2	COL1	COL2
1	4	Porosity	CPE	4.9925e-01	0	0	0
			CME	4.9851e-01	0	0	0
1	37	LOP	CPE	9.9900e-01	-9.9900e-01	3.6835e-01	-3.6835e-01
			CME	9.9900e-01	-9.9819e-01	3.9524e-01	-3.9524e-01
2	20	LOF	CPE	7.0917e-01	-4.1921e-01	3.3019e-01	-3.3019e-01
			CME	6.6739e-01	-4.4439e-01	3.2936e-01	-3.2936e-01
3	14	Slag	CPE	-9.1959e-01	8.3943e-01	-3.3176e-01	3.3176e-01
			CME	-8.6922e-01	7.6624e-01	-3.3062e-01	3.3062e-01
3	18	LOF	CPE	7.0917e-01	-4.1921e-01	3.3019e-01	-3.3019e-01
			CME	6.6739e-01	-4.4439e-01	3.2936e-01	-3.2936e-01
3	21	LOF	CPE	9.9900e-01	-9.9900e-01	3.6835e-01	-3.6835e-01
			CME	9.9900e-01	-9.9819e-01	3.9524e-01	-3.9524e-01
5	3	Porosity	CPE	-8.1438e-01	6.2932e-01	-3.3123e-01	3.3123e-01
			CME	-7.5415e-01	5.8683e-01	-3.3027e-01	3.3027e-01
5	27	LOF	CPE	9.1959e-01	-8.3943e-01	3.3176e-01	-3.3176e-01
			CME	8.6922e-01	-7.6624e-01	3.3026e-01	-3.3026e-01
7	17	LOP	CPE	9.9900e-01	-9.9900e-01	5.0842e-01	-5.0842e-01
			CME	9.9897e-01	-9.9856e-01	5.5226e-01	-5.5226e-01
7	24	LOF	CPE	8.8138e-01	-6.2932e-01	3.3123e-01	-3.3123e-01
			CME	7.5415e-01	-5.8683e-01	3.3027e-01	-3.3027e-01
9	20	Slag	CPE	-7.0917e-01	4.1921e-01	-3.3019e-01	3.3019e-01
			CME	-6.6739e-01	4.4439e-01	-3.2936e-01	3.2936e-01
9	16	LOF	CPE	8.5312e-01	-7.2540e-01	3.3176e-01	-3.3176e-01
			CME	8.6922e-01	-7.6624e-01	3.3062e-01	-3.3062e-01

3. 결론

본 연구에서는 퍼지이론을 적용한 초음파 형상인식 기법을 탄소강 압력용기 용접부의 결함 종류 판별에 이용하는 체계적 접근 방법을 제시하였다. 초음파 탐촉자에서 얻은 결함 신호로부터의 특징 추출, 결함 분류의 효율성을 위한 특징 선택 그리고 효율적인 결함 분류기의 선정이 핵심 과제였다.

특히 퍼지이론을 도입한 결함 분류기인 Fuzzy-UTSCS의 적용에 대해 집중적으로 논의하였는데,

Fuzzy-UTSCS의 적용은 신경회로망 분류기 등 기타 다른 종류의 분류기에 비해 쉽게 구성할 수 있을 뿐 아니라 불확정하고 애매모호한 입력에 대한 수용성이 크다는 장점을 가지고 있다. 또한 본 연구를 통해서 Fuzzy-UTSCS의 실용 가능성이 입증되었다. 퍼지이론을 적용하여 압력용기 용접부의 결함을 분류하는 과정에서 다음과 같은 결론을 얻었다.

Table 7의 confidence Level은 slit-like 결함인 경우 COL1이 높게, hole-like 결함인 경우 COL2가 높게 나타났다. Test specimen (I)에서 추출된 best

feature vector를 사용하여 test specimen (II)의 인공결함을 fuzzy logic에 의한 형상인식법(pattern recognition)으로 초음파 결함 신호의 분류가 가능함을 본 실험을 통해 입증하였다.

실험 결과 결함 분류에 좋은 best feature vector는 초음파 신호의 rise time, fall time 그리고 pulse duration 등이었다.

Best-feature vector들의 특징을 분석하여 [RT/FT], [RT/FT/PD], [PD/PS] 3 종류의 fuzzy rule base를 만들었는데 그 중에서 [RT/FT], [RT/FT/PD]를 이용한 추론 결과가 일관성있게 나타났다. 그러므로 [RT/FT], [RT/FT/PD] 두 종류의 fuzzy rule base를 통한 COL의 측정 결과로 볼 때 압력용기 용접부의 초음파 결함 종류 분류시 Fuzzy-UTSCS를 이용한 정량적인 분석을 통해 결함 평가의 신뢰성을 높일 수 있을 것이다.

위의 결과로 볼 때 ASME Sec. XI Appendix VII에 따른 기량검증시험(PDI)를 위해 제작된 실제 결함분류에 있어 좋은 실험결과를 얻을 수 있을 것으로 기대된다.

참고 문헌

1. "Rule for Inservice Inspection of Nuclear Power Plant Component" ASME Boiler and Pressure Vessel Section XI Code, the American Society of Mechanical Engineers, New York, (1989)
2. 심철무외, "형상인식을 이용한 압력용기 용접부 결함특성 분류", 비파괴검사학회지, 제13권 제2호(1993), pp. 11-18
3. 오양균, "원전 핵증기 계통에 대한 금속 파편의 감시 및 진단을 위한 퍼지논리의 적용", 한국과학기술원, (1995)

4. S. J. Song and L. W. Schmerr, "Ultrasonic Flaw Classification in Weldments Using Probabilistic Neural Networks", Journal of Non-destructive Evaluation, Vol. II(1992), pp. 69-77
5. S. J. Song, "Ultrasonic Flaw Classification and Sizing", Iowa State Univ., pp. 1-27
6. 안희성, "용접 물리 야금 특론", 국제정보시스템, pp. 433-440
7. 홍순신의, "원전 초음파검사 관련 기량검증 시스템 개발", KAERI/RR-1460/94, (1995)
8. 이광형, 오길록, "퍼지 이론 및 응용 : I권 이론, II권 응용", 홍릉과학출판사, (1992)
9. 아이하라 가즈유키 편저(정호선 역), "뉴로, 퍼지, 카오스", 태광서림, (1995)
10. J. L. Rose, "Elements of a Feature-Based Ultrasonics Inspection System", Materials Evaluation, Vol. 42(1984), pp. 210-218
11. J. L. Rose "A 23 Flaws Sorting Study in Ultrasonics and Pattern Recognition", Materials Evaluation(1977), pp. 87-96
12. J. L. Rose, Y. H. Jeong and C. T. Cooper, "A Methodology for Reflector Classification Analysis in Complex Geometric Welded Structures", Materials Evaluation, Vol. 42 (1984), pp. 98-106
14. S. F. Burch and N. K. Bealing, "A Physical Approach to the Automated Ultrasonic Characterization of Buried Weld Defects in Ferritic Steel", NDT International, Vol. 19(1986), pp. 145-152
15. 송성진, "용접 결함 분류를 위한 초음파 형상 인식기법", 비파괴검사학회지, 제15권, 제2호(1995), pp. 395-397

Defects Classification with UT Signals in Pressure Vessel Weld by Fuzzy Theory

C. M. Sim*, H. L. Choi* and H. K. Baik**

* Korea Atomic Energy Research Institute, Taejon 305-303

** Dept. of Electronic Engineering, Chonbuk National University, Chonju 560-756

Abstract It is very essential to get the accurate classification of defects in primary pressure vessel and piping welds for the safety of nuclear power plant. Ultrasonic testing has been widely applied to inspect primary pressure vessel and piping welds of nuclear power plants during PSI / ISI. Classification of flaws in weldments from their ultrasonic scattering signals is very important in quantitative nondestructive evaluation. This problem is ideally suited to a modern ultrasonic pattern recognition technique. Here, a brief discussion on systematic approach to this methodology is presented including ultrasonic feature extraction, feature selection and classification. A stronger emphasis is placed on Fuzzy-UTSCS (UT signal classification system) as efficient classifiers for many practical classification problems. As an example Fuzzy-UTSCS is applied to classify flaws in ferrite pressure vessel weldments into two types such as linear and volumetric. It is shown that Fuzzy-UTSCS is able to exhibit higher performance than other classifiers in the defect classification.