

초음파 비파괴검사의 신뢰도 평가 모델

박익근* · 박은수* · 김현목** · 박윤원*** · 강석철*** · 최영환*** · 이진호***

Model of Reliability Assessment in Ultrasonic Nondestructive Inspection

Ik-Keun Park*, Un-Su Park*, Hyun-Mook Kim**,
Yoon-Won Park***, Suk-Chull Kang***, Young-Hwan Choi*** and Jin-Ho Lee***

Key Words: Reliability, Uncertainty, Ultrasonic, NDE, PSI, ISI, POD, FCP, Monte Carlo simulation

Abstract

Ultrasonic inspection system is consisted of the operator, equipment and procedure. The reliability of results in ultrasonic inspection is affected by its ability. Furthermore, the reliability of nondestructive testing is influenced by the inspection environment, other materials and types of defect. Therefore, it is very difficult to estimate the reliability of NDT due to various factors. In this study, the probability of detection, used logistic probability model and Monte Carlo simulation, estimated the reliability of ultrasonic inspection. The utility of the NDT reliability assesment is verified by the analysis of the data from round robin test applied these models.

1. 서론

원전기기와 같은 산업설비들의 건전성을 확보하기 위해서는 PSI/ISI 결과의 신뢰도를 확보하는 것이 매우 중요하다. 원전의 경우 PSI/ISI에 의해 결함이 발견된 경우 그 결함을 허용할 수 있는가 없는가를 판정하는 것이 필요하며, 이와 같은 판정을 내리는 「결함평가」는 원전기기의 건전성과 신뢰성을 보증하기 위한 유력한 수단으로 이미 실용화되어 있다. 예를 들면 원자로용기의 제작방법 기준인 ASME Boiler and Pressure Vessel Code Sec. III 및 사용개시후의 검사방법을 정한 ASME Code Sec. XI에서

는 선형파괴역학이 적용되고 있다. 이들 코드에서는 결함평가의 방법이 정해져 있고 신뢰도가 높은 결과를 얻기 위해서는 당연히 신뢰도가 높은 시험을 필요로 하며, 결함평가에는 다수의 정보와 일정한 검사 절차를 필요로 한다. 이 때문에 하나의 정보 또는 절차의 한 단계에서 오차가 포함되면 다른 정보가 아무리 정확해도 최종결과는 신뢰도가 낮아진다. 따라서 결함평가에 이용하는 정보는 전체적인 균형을 잡을 필요가 있다.

비파괴검사 결과의 신뢰도를 평가하는 중요한 파라미터로는 검출확률(probability of detection;POD) 및 오판단확률(false call probability ;FCP), 크기측정 오차가 있으며, 이들의 데이터 축적이 문제가 되고 있다. PSI/ISI에서 특정한 결함의 검출능은 통계적인 신뢰도에 좌우되고, 그 평가에는 특정한 크기의 결함을 검출할 가능성을 나타내는 POD곡선⁽¹⁻⁵⁾이 이용되고 있다.

* 서울산업대학교 비파괴평가기술연구소

** 한양대학교 대학원

*** 한국원자력안전기술원

PSI/ISI 결과의 신뢰도 해석에서는 높은 신뢰도의 POD곡선이 요구되지만, POD곡선은 검사조건에 영향을 받기 쉽다. 실제로 필요한 것은 PSI/ISI 결과로부터 POD곡선을 얻고 이 정보를 충분히 활용하는 것이다. 따라서 본 연구에서는 초음파 비파괴검사의 신뢰도를 평가하기 위해 로지스틱 POD 모델과 Monte Carlo 시뮬레이션 기법을 고찰하고, 초음파검사 Round Robin Test의 데이터에 적용하여 국내 초음파 비파괴검사의 신뢰도를 평가하고, POD 곡선의 신뢰도를 향상시키기 위한 통계적인 기법에 관해 고찰하고자 한다.

2. 신뢰도 평가 모델

2.1 검출확률(POD) 모델

비파괴검사의 신뢰도는 POD 곡선을 이용하여 다양한 불확실도(uncertainty)를 평가할 수 있다. POD 곡선은 결함크기의 함수로 표현되며, 결함크기를 알고 있는 시험편을 이용하는 Round Robin Test⁽⁶⁾를 통해 평가된다. 확률모델은 일반적으로 모델이 나타내는 곡선과 신뢰구간으로 평가되어진다. 여러 연구자들에 의해 POD 모델이 제안되었으나, 본 연구에서는 Berens⁽⁷⁾가 제안한 모델을 적용하였다.

비파괴검사 시 동일한 크기의 결함도 다른 지시로 나타날 수 있으며, 결함의 크기에 따라 다른 검출확률을 갖게 된다. 이와 같이 검사과정의 불확실도로 인해 발생하는 검사성능을 POD라 하며, 결함크기 a 의 함수인 $POD(a)$ 로 나타낸다.

$POD(a)$ 는 결함크기를 알고 있을 때 검사의 신뢰도를 평가할 수 있으며, $POD(a)$ 를 평가하기 위한 변수들은 통계적인 기법이 사용되고, 시험에서 발생하는 오차가 평가된다.

최근에는 $POD(a)$ 모델을 위한 가정적인 접근 방법들이 발전되었다. NDT 데이터에 대한 검출 신뢰도 분석 함수인 $POD(a)$ 는 누적로그정규분포나 이와 유사한 로지스틱(logistic) 함수에 의해 이상적으로 모델화 될 수 있는 것으로 나타났다. NDT의 신뢰도 분석에서 통계적인 불확실도에 대한 평가는 신뢰구간으로 평가된다. 평가에 대한 확률적 접근방법은 검사결과가 단지 결함의 존재

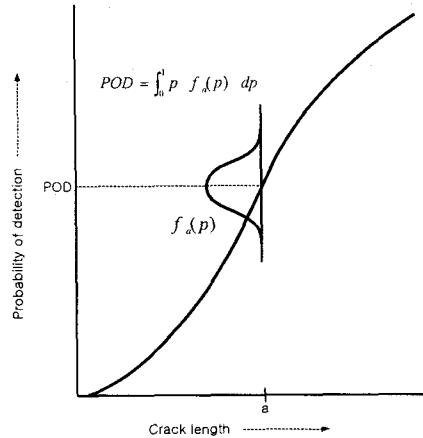


Fig. 1 Schematic of distribution of detection probabilities for cracks of fixed length

여부만을 기록할 때, 찾음/못찾음(hit/miss) 데이터로 분류된다. 이러한 데이터는 고유한 이항데이터의 특징을 갖게 된다.

$POD(a)$ 는 NDT 장비의 적용으로 검출 가능한 모든 결함크기(a)에 대한 확률로 나타난다. 결함을 크랙이라 정의할 때, 일정한 분포의 집단속에 포함되는 각각의 크랙의 크기(a)는 크랙마다 고유한 검출확률(p)을 가지며 검출확률의 밀도함수는 $f_a(p)$ 가 된다. Fig. 1은 임의의 크랙에 대한 확률밀도함수(probability density function;PDF)를 나타낸다. 검사에서 검출되어진 크랙 집단으로부터 임의의 크랙에 대한 검출확률은 $pf_a(p)$ 로 나타난다. 검출되어진 집단으로부터 임의로 선택된 무조건적인 확률은 p 의 모든 범위에 대하여 조건적인 확률의 합으로 나타난다.

$$POD(a) = \int_0^1 p f_a(p) dp \quad (1)$$

따라서, $POD(a)$ 는 연속적인 크랙의 크기 a 에 대한 검출확률들의 평균이다. 식(1)은 Fig. 1에서와 같이 $POD(a)$ 가 연속적인 크랙의 크기에 대한 각각의 밀도함수의 평균을 지나는 곡선을 의미한다. 이 곡선은 회귀식을 통해 얻을 수 있으며 $POD(a)$ 모델에 대한 실험적인 가정의 기초를 나타낸다. 이러한 회귀 모델을 추정하기 위해

Berens는 7개의 다른 모델을 $POD(a)$ 에 적용하여 평가한 결과 로지스틱(logistics) 모델이 NDT 데이터의 신뢰도 분석에 최적의 모델로 증명되었다⁽⁷⁾. 로지스틱 모델은 이항데이터의 분석에 흔하게 사용되어지는 모델이며, 해석적인 간편성과 누적정규로그분포에 근사하게 일치하는 장점을 갖고 있다.

로지스틱 모델의 두 개의 수학적 등식은 아래와 같다.

$$POD(a) = \frac{\exp(\alpha + \beta \ln a)}{1 + \exp(\alpha + \beta \ln a)} \quad (2)$$

이 식을 변수, α 와 β 에 대해 정리하면 다음과 같다.

$$\ln \left[\frac{POD(a)}{1 - POD(a)} \right] = \alpha + \beta \ln(a) \quad (3)$$

식(3)에서 좌변의 검출확률은 $\ln(a)$ 의 직선의 함수로 표현되고, 이러한 표현은 로지스틱 모델의 전형적인 형태이다. 그러나 식(3)에 의해 $POD(a)$ 를 나타내기 위해서는 많은 수의 크랙에 대한 검출 결과가 필요하게 된다. 식(3)의 변수, α 와 β 는 회귀분석(regression analysis)이나 최우 추정분석(maximum likelihood analysis)을 통해 구할 수 있다⁽⁸⁾.

또한, 로지스틱 $POD(a)$ 모델의 식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$POD(a) = \left\{ 1 + \exp \left[- \frac{\pi}{\sqrt{3}} \left(\frac{\ln a - \mu}{\sigma} \right) \right] \right\}^{-1} \quad (4)$$

식(4)에서 $\mu = \ln a_{0.5}$ 이며, $a_{0.5}$ 는 50% 검출되는 크랙의 크기이다. 다시 말하면, 검출할 수 있는 크랙크기의 중앙값을 의미한다. $POD(a)$ 의 기울기는 σ 에 반비례하게 된다. 즉, 더 작은 σ 의 값은 $POD(a)$ 의 기울기를 크게 한다. 또한 식(2)와 식(4)의 변수는 다음과 같은 관계를 갖는다.

$$\mu = - \frac{\alpha}{\beta} \quad (5)$$

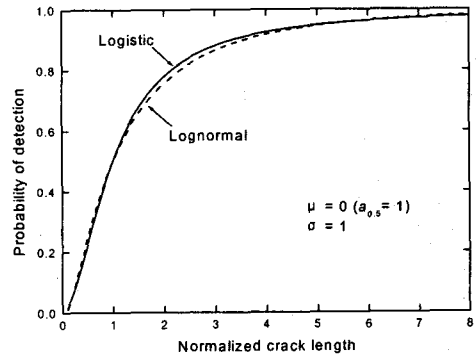


Fig. 2 Comparison of logistic and cumulative log normal models

$$\sigma = \frac{\pi}{(\beta \sqrt{3})} \quad (6)$$

로지스틱 $POD(a)$ 는 식(4)의 μ 와 σ 와 같은 변수를 갖는 누적정규로그분포와 실질적으로 거의 일치하게 된다. Fig. 2는 $\mu=0$ 이고 $\sigma=1$ 일 때 누적정규로그분포와 거의 일치하는 것을 보여준다. 식(4)는 찾음/못찾음 데이터의 분석에 사용되어지는 $POD(a)$ 의 로지스틱 모델이다.

2.2 Monte Carlo 시뮬레이션

검출확률의 통계적인 시뮬레이션을 위해서는 검출확률의 특성에 맞는 확률밀도함수를 추정해야 한다. 검출확률은 검사자가 결함을 검출했을 경우 1로 표현되고 검출하지 못할 경우에는 0으로 표현된다. 따라서 검출확률은 0과 1사이에 분포하는 가장 큰 특징을 갖는다. 따라서, 검사자가 임의의 결함에 대해 반복적으로 검사를 수행하여 얻은 결과에 대해 Fig. 3과 같이 삼각분포로 가정된다.

Fig. 3의 삼각분포로부터 검출확률의 확률밀도함수를 추정하게 된다. 검출확률의 확률밀도함수는 구간을 0과 1을 갖는 β -분포를 이용한다. β -분포의 확률밀도함수는 식(7)와 같은 수학적 정의를 갖는다.

$$y = f(x|a, b) = \frac{1}{B(a, b)} x^{a-1} (1-x)^{b-1} I_{(0,1)}(x) \quad (7)$$

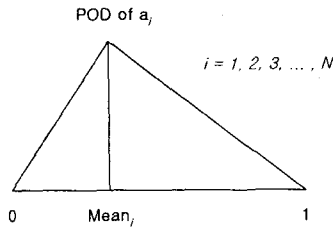


Fig. 3 Triangular distribution used for POD

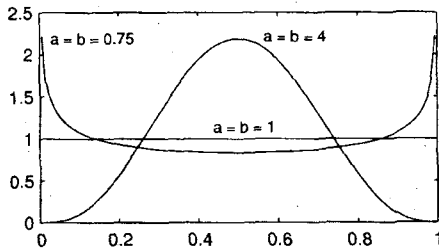


Fig. 4 β -distribution depending on the values of the parameters

삼각분포로 가정된 표본분포의 데이터에 대하여, 식(7)의 변수 a , b 를 최우추정법을 이용하여 변수를 추정할 수 있다⁽⁹⁾. Fig. 4는 추정된 변수를 이용하여 나타낸 β -분포이다. 검출확률의 시뮬레이션은 추정된 β -분포를 따르는 랜덤 수를 PC를 이용하여 생성한다.

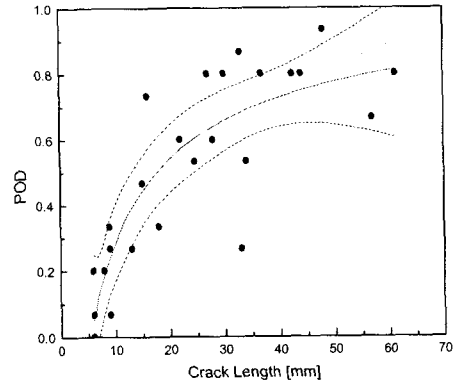
3. 결과 및 고찰

Fig. 5는 초음파검사 PD-RRT에 참여한 모든 팀의 검출성능을 보여주는 검출확률 곡선을 나타낸다. 따라서, Fig. 5는 국내 초음파검사의 검출기량을 나타내는 표본이라고 할 수 있다. 크랙의 크기가 증가할수록 검출확률은 증가된다. 이상적인 검출확률 곡선은 95% 신뢰구간의 폭이 좁으면서 POD가 작은 크랙에서부터 1에 가깝게 나타나는 경우이다⁽¹⁰⁾. 이러한 POD 곡선의 평가는 POD함수가 갖는 변수를 통해 평가되어질 수 있다.

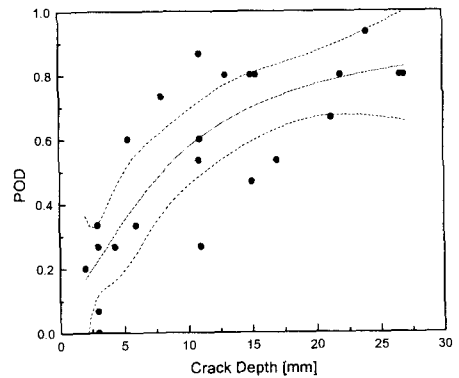
Table 1는 식(4)의 POD 함수의 회귀계수값을 요약하여 보여주고 있다. 두 회귀계수의 값에 물리적인 의미를 부여하는 것은 쉬운 일은 아니다.

Table 1 Summary of POD logistic curve fits

Team	Length		Depth	
	μ	σ (1/mm)	μ	σ (1/mm)
All	-1.768	1.072	0.096	0.935
Group A	-0.428	0.854	0.171	0.899
Group B	-0.551	0.832	-0.010	0.969
ASME	-0.372	0.830	0.093	0.954
Advanced	-0.514	0.770	-0.021	0.906



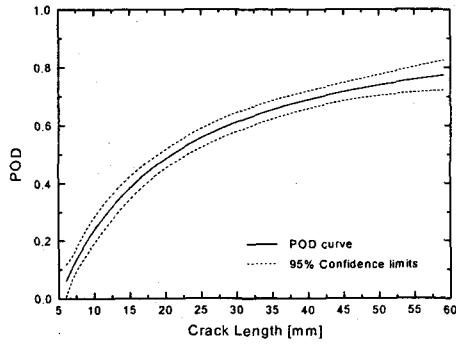
(a)



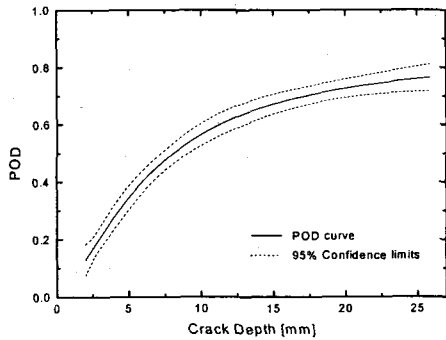
(b)

Fig. 5 Logistic curve fit to POD data with 95% bounds(All teams) (a) POD vs length, (b) POD vs depth

다만, 두 변수 중 σ 의 역수는 POD 함수의 기울기를 결정하는 중요한 변수이다. 따라서 μ 는 수치가 증가할수록, σ 는 작을수록 높은 POD 곡선으로 나타나게 된다. Table 1에서 검사그룹별, 검사방법별, POD 곡선의 변수들을 비교하면 미소



(a)



(b)

Fig. 6 Logistic curve fit to POD data from Monte Carlo simulation with 95% bounds (a) POD vs. Length (b) POD vs. Depth

한 차이는 있으나 크게 검출확률의 차이가 크게 나타나지는 않았다. 그러나 그룹 A의 결함 깊이 에 따른 검출확률의 경우 상대적으로 검출확률이 우수한 것을 알 수 있다.

초음파검사 PD-RR Test⁽¹¹⁾ 결과로부터 획득한 검출확률의 샘플데이터를 이용하여 각각의 크랙 크기에 따른 검출성능의 확률밀도함수를 추출하고, 랜덤 수 발생기를 이용하여 많은 데이터를 획득하였다. 본 연구에서는 MATLAB의 Statistics Toolbox를 이용하여 검출확률의 확률밀도함수로 가정된 β -분포의 변수를 최우추정법으로 추출하여 랜덤 수를 각각의 크랙의 크기에 대하여 100개의 데이터를 생성시켰다. 이러한 통계적 시뮬레이션을 이용하면 하나의 크랙에 대하여 100개의 팀이 검사한 것과 유사한 데이터를 획득할 수 있으며, 이들 데이터로부터 100개의 팀이 검사에 참여했을 경우의 검출확률이 예측 가능하다⁽¹²⁻¹³⁾

초음파검사 PD-RR Test에 참여한 15개 팀의 데이터로는 통계처리에 상대적으로 데이터의 양이 적어 POD곡선의 신뢰도가 떨어지는 반면, Monte Carlo 시뮬레이션⁽¹²⁻¹³⁾을 이용하면 기존의 POD곡선에 비해 신뢰도를 향상시킬 수 있다. 따라서 POD를 예측하는 정확도는 높아진다. Fig. 6은 Monte Carlo 시뮬레이션을 이용한 POD곡선을 나타낸다. 통계적인 문제를 해결하는데 있어 정확도는 데이터의 양에 상당한 영향을 받게 된다. 따라서, Monte Carlo 시뮬레이션을 통해 다량의 많은 데이터를 확보하면 기존의 logistic POD곡선보다 신뢰도가 높아지는 장점이 있다. Fig. 5와 Fig. 6을 비교할 때 가장 큰 특징은 신뢰구간의 폭이 좁게 나타나는 것을 알 수 있다. 확률예측에서 신뢰구간의 폭이 좁을수록 예측의 정확도는 향상된다. 따라서, Fig. 6의 Monte Carlo 시뮬레이션을 이용한 검출확률곡선이 Fig. 5의 POD곡선에 비해 신뢰도가 높으며, 이러한 효과를 통해 초음파검사에 대한 POD를 예측하는 척도가 될 수 있을 것으로 판단된다.

5. 결 론

초음파검사 결과의 신뢰도를 파악하기 위한 통계적 평가 모델을 고찰하고, 초음파검사 PD-RR Test의 데이터에 적용하여 분석을 수행한 결론은 다음과 같다.

- 1) 초음파 비파괴검사 결과의 통계적 신뢰도를 평가하는 기존의 logistic POD 모델에 Monte Carlo 시뮬레이션 기법을 적용하는 신뢰도 평가 모델을 개발하였다.
- 2) 동일한 결함에 대해 보다 많은 반복적인 검사가 수행될 경우 보다 높은 신뢰도를 갖는 검사 결과를 얻을 수 있음을 시뮬레이션을 통하여 확인할 수 있었으나, 시간과 비용이 동반되는 문제를 발생하기 때문에 신뢰도가 높은 검사시스템의 개발과 신뢰도 평가 모델에 관한 연구가 필요하다고 사료된다.

후 기

본 연구는 한국원자력안전기술원의 2000년 원자력 안전규제 기술개발 연구비 지원으로 수행되었으며, PD-RR Test에는 비파괴검사 전문업체인 (주)카이텍, 대한검사기술(주), 세안기술(주), 동양검사기술(주), 삼영검사ENG(주), 호남ENG(주), 한진기공(주), 한국중공업(현 두산중공업), KNDT&I(주) 등 총 9개 업체 15개 팀이 참여하였습니다. 관계하신 모든 분들께 감사드립니다.

참고문헌

- (1) Y. Fujimoto, A. M. Swilem, M. Iwata, "Estimation of Probabilities of Crack Detection and False Indication in Visual Inspection of Structures", 日本造船學會論文集, 168, 487, 1990
- (2) Paliou, C., Shinozuka, M. "Reliability and Durability of Marine Structures", J. Structural Eng., ASCE, 113-6, p. 1297, 1987
- (3) Bogdanoff, J.L., Kozin, F. "Probabilistic Models of Cumulative Damage", John Wiley & Sons, 1985
- (4) 藤本, 出口, 巖田, "マルコフ連鎖モデルによる劣化型損傷部材の信頼性評価", 日本造船學會論文集, 166, 303, 1989
- (5) Y. Fujimoto, A. M. Swilem, M. Iwata, K. Nagai, "Inspection Planning for Deteriorating Structures Based on Sequential Cost Minimization Method", 日本造船學會論文集, 170, 755, 1991
- (6) P. G. Heasler, S. R. Doctor, "Piping Inspection Round Robin", NUREG/CR-5068 PNNL-10475, 1996
- (7) A. P. Berens, "NDE Reliability Data Analysis", In *Metals Handbook* (ASM International, New York), pp. 689-701, 1989
- (8) Human Reliability in Inspection, Final Report on Action 7 in the PISC III Programme, OECD/NEA Committee on the Safety of Nuclear Installation, 1994
- (9) B. Jones, "MATLAB Statistics Toolbox User's Guide", The Math Works, 1997
- (10) B. Raj, T. Jayakumar and M. Thavasimuthu, "Practical Non-Destructive Testing", Narosa Publishing House, London, pp. 133-139, 1997
- (11) 박익근, 박은수, 김현목, "초음파탐상 PD-RR Test의 통계적 신뢰도 평가(I)", 한국비파괴검사학회 춘계학술발표회, pp. 61-70, 2001
- (12) I. Manno, "Introduction to the Monte Carlo Method", Akademiai Kiado, Budapest, 1999
- (13) C. P. Robert, G. Casella, "Monte Carlo Statistical Methods", Springer, New York, 1999