

## 자기 누설 신호의 측정을 이용한 배관의 결함 깊이 추정

문재경 · 이승현\* · 이인원 · 박관수\*\* · 이민호†

### Defect depth estimation using magnetic flux leakage measurement for in-line inspection of pipelines

Jaekyoung Moon, Seung-Hyun Lee\*, Inwon Lee, Gwan Soo Park\*\*, and Minho Lee†

#### Abstract

Magnetic Flux Leakage (MFL) methods are widely employed for the nondestructive evaluation (NDE) of gas pipelines. In the application of MFL pipeline inspection technology, corrosion anomalies are detected and identified via their leakage field due to changes in wall thickness. The gas industry is keenly interested in automating the interpretation process, because a large amount of data to be analyzed is generated for in-line inspection. This paper presents a novel approach to the tasks of data segmentation, feature extraction and depth estimation from gas pipelines. Also, we will show that the proposed method successfully identifying artificial defects.

**Key Words :** MFL, characterization, gas pipeline, depth estimation, defect, linear regression

#### 1. 서 론

지하에 매설되어 있는 배관의 노후 상태를 파악하는 것은 어려운 일이지만, 배관의 손상 여부 및 결함을 검출하기 위하여 자기누설피그(MFL)를 이용한 방법은 가장 널리 알려진 비파괴 검사 방법이다. 배관의 자기누설신호를 얻기 위해 개발된 피그는 수백 개의 홀센서가 장착되어 데이터가 매 샘플링 순간마다 계속되며, 배관의 상태에 따라 서로 다른 전압 값이 홀센서로부터 기록되어 다양한 형태의 결함(Defect) 및 배관의 내부 구성요소들을 검출한다. 일반적으로 피그는 한번의 주행에 수십 킬로미터 혹은 수백 킬로미터를 진행하기 때문에 분석가가 수작업으로 데이터를 다루고 분석하기가 어렵다. 따라서 데이터 취득으로부터 결함 부분을 자동으로 검출하고 특징 정보를 추출하여 실제 결함을 추정하는 방법에 대한 연구가 중요하여 오늘날 그에 대한 연구가 활발하게 이루어지고 있다.

미국 Iowa State university의 우드파 교수팀은 Radial

Basis Function Network(RBF), Multi-Layer Perceptron (MLP)과 같은 신경망을 이용하여 결함을 추정하는 계산 지능형 모델에 대하여 연구하고 있으며, 자기신호의 역(Inverse)문제를 다루는 등 비파괴 검사 분야에 있어서 다양한 학문적인 접근을 시도하고 있다<sup>[1]</sup>. 또한 영국의 BJ, 미국의 PII사가 이에 대한 연구를 진행하고 있으며, 연구기관으로서는 미국의 Gas Pipeline Inspection (GRI)가 있다<sup>[2,3]</sup>.

고압으로 운영되는 가스배관을 ILI(In-Line Inspection)한 후, 결함을 발견하고 결함의 위험성을 판정(Risk Assesment)하여 보수 여부를 결정하게 된다. 이 Risk Assesment에서 결함의 깊이 정보는 매우 중요한 요소이다. 결함의 깊이 정보에 따라 배관의 노후 정도 및 교체 여부를 판단하게 되므로 본 논문에서는 홀센서로부터 획득한 신호에서 특징 정보를 추출하여 실제 결함의 깊이를 추정하는 방법에 새로운 방법을 제안한다.

#### 2. 자기 누설 신호의 원리

실제 배관은 지하에 매설되어 있기 때문에 사람의 눈으로 확인하는 것이 어렵다. 따라서 자기센서에서 얻어진 신호로부터 두드러진 특징을 추출하고 그 특징

경북대학교(Kyungpook National University)  
\*(주)넥스원퓨처(NEXI FUTURE Co., Ltd.)  
\*\*부산대학교(Pusan National University)

†Corresponding author: mhlee@knu.ac.kr

(Received : January 27, 2006, Accepted : March 27, 2006)

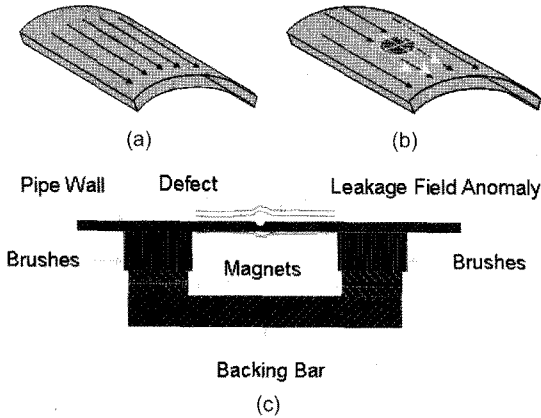


그림 1. 결함 인식을 위한 자기 누설의 원리: (a) 결함이 없는 배관, (b) 결함이 존재하는 배관, (c) 자기누설 신호를 측정하기 위한 자기회로 시스템의 단면  
 Fig. 1. Magnetic Flux Leakage principle for the defect detection: (a) normal pipeline, (b) pipeline with a defect. (c) Magnetic flux circuit for the leakage measurement.

정보의 분석 및 처리하여 실제 배관에 형성된 결함의 크기를 추정하는 방법으로 접근하여야 한다. 그림 1은 결함 부위에서의 누설자속을 측정하기 위한 자기회로 시스템의 단면을 보여주고 있다. 배관 내벽에 브러시를 밀착시켜 강한 자력을 인가하게 되면, 배관에 결함이 있는 경우 배관의 두께가 줄어들기 때문에 결함 부위에서는 자속밀도가 증가하고 누설되는 자속의 량은 많아지게 된다. 따라서 누설되는 자속밀도의 변화를 측정함으로써 어느 부위에 결함이 발생하였으며, 결함의 크기가 어느 정도가 된다는 것을 짐작할 수 있다.

### 3. 결함 깊이 추정 알고리즘

신호에서 얻어지는 결함의 크기는 자기의 특성에 따라 달라지기 때문에 길이, 폭 및 깊이와 같은 특징 변수에 의존하게 된다. 따라서 신호의 특징 변수와 실제 결함사이에서의 대응관계를 분석하여 수학적 통계적인 방법, 또는 신경망과 같은 계산 지능적인 방법으로 자동 결함 깊이 추정 모델을 설계할 수 있다. 그림 2는 3축 자기 홀센서로부터 취득한 신호로부터 특징을 추출하여 결함을 판정하는 자동 결함 깊이 추정 모델의 전반적인 흐름을 설명하고 있다.

결함의 깊이 추정 방법은 데이터 획득(Data Acquisition)으로부터 전처리(preprocessing) 과정을 거쳐 특징 정보 추출(Feature Extraction)후, 자동 판정(Character-

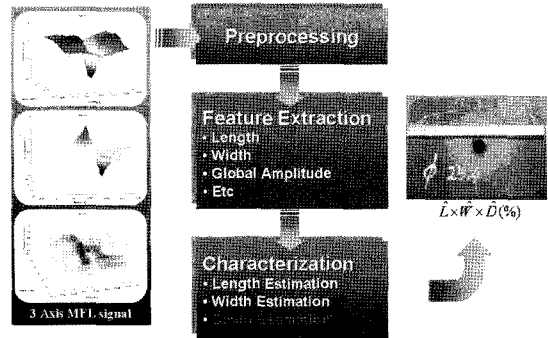


그림 2. 3축 홀 센서를 이용한 자동 결함 추정 시스템의 개요  
 Fig. 2. The system overview of the automatic defect estimation using 3-Axis component hall sensors.

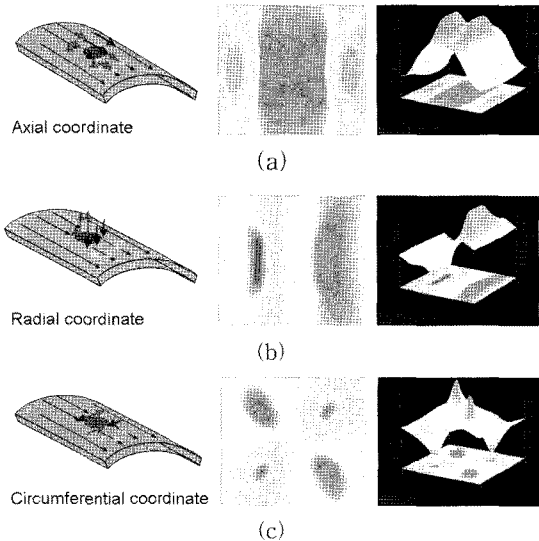


그림 3. 추출된 자기누설신호의 이미지화: (a) Axial 센서 신호의 2차원 영상과 3차원 영상, (b) Radial 센서 신호의 2차원 영상과 3차원 영상, (c) Circumferential 센서 신호의 2차원 영상과 3차원 영상  
 Fig. 3. Image of MFL signal within a defect: (a) 2D and 3D view of the axial sensor signal, (b) 2D and 3D view of the radial sensor signal, (c) 2D and 3D view of the circumferential sensor signal.

ization)의 세 과정으로 나눌 수 있다. 신호에서 얼마나 두드러진 특징 정보를 찾아내고, 그것을 자동 검출 및 추정 방법을 구현하는데 이용하는가에 따라서 모델의 성능은 달라질 수 있다.

#### 3.1. 결함부위에서의 MFL 거동 및 신호획득

자기 홀센서를 이용하여 얻는 신호는 axial, radial,

circumferential의 3축 방향에 대하여 각축마다 192개 센서를 매 순간마다 샘플링한 신호이다. 그림 3은 각축에 대한 자기 누설 신호의 특징을 영상으로 보여주고 있다. 그림 3에서 보인 바와 같이 각 센서에서 반영되는 자기누설신호의 특징은 다르게 나타남을 알 수 있다. 그림 3(a)의 axial 신호는 3축 신호 중에서 극성이 변하지 않는 유일한 신호이다. 패턴의 모양은 결합과 거의 유사하게 나타나기 때문에 극부 지역에 존재하는 결합의 상태를 표현하기에 적합하다. 하지만 모든 자기 누설 신호가 반영하는 누설 값은 결합과 일치하지 않고, 폭(Width)방향으로 길게 놓여진 결합과 길(Length) 방향으로 길게 놓여진 결합에 대하여 다르게 나타나는 비선형적인 특성을 보인다. 그림 3(b)에서 보는 바와 같이 radial 신호는 이상적으로 결합의 양방극(Bipolar) 특성을 가지고 있다. 이 신호는 3축 신호에서 가장 센서 특성이 뚜렷하게 나타나며, 센서의 lift-off를 감사하기에 유용한 신호이다. 또한 베이스 라인을 기점으로 대칭이 되는 특성을 가지기 때문에 두드러진 최대점을 찾거나, 최대값 사이의 거리 정보를 추출하여 결합의 길이를 추정하는데 사용된다. 그림 3(c)에서 볼 수 있는 circumferential 신호는 radial 신호와 같이 원주 방향으로의 양방극의 특성을 가지며, 이러한 특성은 길이와 폭 추정하는데 중요한 정보가 된다. 하지만, circumferential 신호는 두 가지 신호에 비하여 4배에서 10 정도의 훨씬 작은 신호 값을 가지기 때문에 누설되는 자속 량이 적을 경우에는 검출이 어렵다<sup>[1]</sup>.

3.2. 특징 정보 추출

그림 4는 추출된 결합 영역의 신호에서 특징이 되는 정보를 정의하고 있다. 그림 4(a)는 radial 신호를 2차원으로 본 것이며, 그림 (b)는 이 신호를 길이 방향으로 본 단면을 나타낸 것이다. 그림 (b)에서 보는 것과 같이 전역 최대값(Global amplitude)은 radial신호의 두 피크의 크기로 정의하며, 길이 정보는 이때의 거리로 나타낸다. 그림 4(c)는 circumferential센서의 2차원 영상이다. 그림 4(d)는 (c)의 영상을 센서 축 방향으로 본 단면을 나타낸 그림이다. 그림 4(d)에서 보는 바와 같이 폭 정보는 circumferential 신호의 센서 축 방향의 피크 사이의 거리로 나타낸다. 신호에서 폭 정보는 axial 신호에서 어느 경계치 이상의 누설 신호의 크기가 검출이 되면 검출된 센서의 개수를 세어 폭의 정보로 이용하기도 한다. 하지만 axial 신호는 폭 방향으로 넓게 퍼지는 현상(Blooming)이 나타나기 때문에 폭 정보를 얻기가 쉽지 않다<sup>[2]</sup>. 오히려 circumferential 신호가 두드러지게 나타나면 이 신호의 원주방향 최대값 사이의 거리를 계

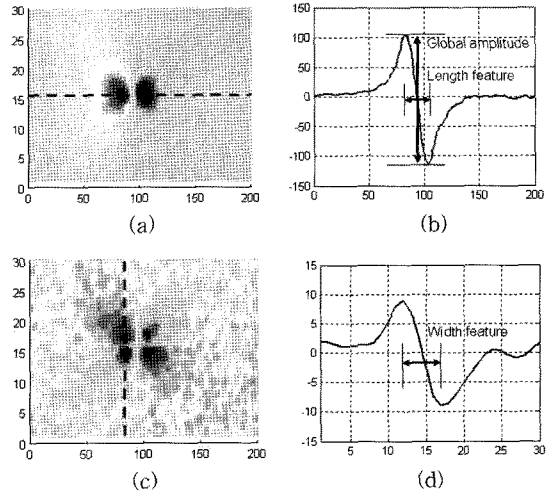


그림 4. 자기누설신호의 특징 정보 추출: (a) 2차원 radial 신호, (b) radial신호의 샘플 축 단면, (c) circumferential신호의 단면, (d) circumferential신호의 교차 축 단면

Fig. 4. Feature extraction of MFL signal: (a) 2D radial signal, (b) Intersection of radial signal, (c) 2D circumferential signal, (d) Cross section of circumferential signal.

산하여 폭정보로 이용하는 것이 훨씬 유용하다<sup>[4,5]</sup>.

3.3. 결합 길이 추정 모델 구현

자기누설신호에서 크기의 변화는 길이, 폭 및 깊이 변화와 밀접한 관계가 있다. 결합의 깊이가 깊으면 자기누설신호의 전역 최대 값은 크게 나타난다. 또한, 길이에는 반비례하는 특성을 보이며, 폭에 대해서는 비례하는 특성을 보인다. 이와 같은 문제는 입력에 대한 출력의 관계를 파악하여 입출력과의 관계를 해석하는 문제(Inverse problem)로써 선형 회귀법(Linear Regression)을 이용할 수 있다. 아래 그림 5는 선형회귀법의 구조를 나타내고 있다<sup>[6]</sup>.

선형 회귀법은 자극신호(Excitation source)를 주었을 때 측정하여 얻은 신호(Probe measurement)와 자극신호의 상관관계를 파악하여 최소의 오차 값을 가지는 전달함수를 표현하는 모델이다. 그림 5에서 보는 것과 같이 실제 결합의 길이, 폭과 깊이를 입력으로 하고 출력을 전역 최대 값으로 하여 선형조합으로 표현하면 입출력의 관계를 표현하는 전달함수를 구할 수 있다. 식 (1)은 결합의 길이, 폭 및 깊이에 대한 변수와 대응되는 자기 신호의 크기와의 관계를 분석하여 설계된 모델이다.

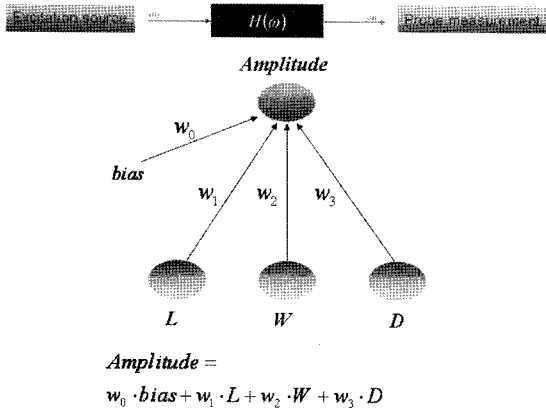


그림 5. 선형 회귀법의 구조  
Fig. 5. The structure of linear regression.

$$Amplitude = w_1 \cdot \frac{width}{length} \cdot depth^2 + w_2 \cdot width \cdot depth + w_0 \quad (1)$$

식 (1)의 물리적인 의미를 살펴보면 *depth*에 관한 2차식으로 표현되어 있다. 이것은 결함부근에서의 자기누설신호가 선형적인 특징보다는 비선형적인 특징을 나타내고 있기 때문에 이러한 비선형적인 특징을 2차식으로 반영한 것이다. 그리고 *depth*의 2차식 변수에서 길이와 폭의 비율에 대한 항이 곱해져 있는 것은 자기 신호의 패턴을 분석하면서 알게 된 특성 중의 하나로, 자기누설신호의 크기는 길이에 반비례하고, 폭에는 비례하는 특성을 나타내기 때문이다.  $W = \{w_0, w_1, w_2\}$

는 위의 식에서 사용된 각 항과 신호의 크기와의 관계를 대응시켜 모델을 결정하는 모델 상수이다.

### 3. 실험 결과

이 논문에서 제안하는 결함 깊이 추정 모델을 설계 및 검증하기 위하여 모의실험 배관에 75개의 표준 결함을 제작하였다. 결함의 크기는 17.5 mm 배관의 두께 *t*를 기준으로 각각 2*t*, 4*t*, 6*t*의 길이와 폭을 가지는 결함을 30%, 50%, 80%의 3종류의 깊이로 나누어서 27개 결함 종류를 구분하여 모델을 설계하기 위한 결함으로 제작하고, 나머지는 모델의 성능을 검증하기 위한 결함으로 제작하였다. 여러 번의 실험에 걸쳐 얻어낸 자기신호의 길이, 폭 그리고 전역 최대 값의 대표 패턴을 형성하여, 이 신호가 형성하는 특징 정보와 실제로 알고 있는 결함의 길이, 폭 그리고 깊이의 값과의 상관관계를 선형 회귀법을 이용하여 식 (1)과 같은 수학적 모델을 구현하였다. 그림 6은 모델을 설계하기 위한 표준 결함의 길이, 폭 및 깊이 변수에 대한 자기 누설신호의 대응관계 표시하고, 이것을 반영한 수식 (1)을 그래프로 나타내고 있다. 그림 6(a), (b)와 (c)는 각각 길이가 2*t*, 4*t*, 6*t*일 때의 폭 변화와 깊이 변화에 따른 전역 최대값과 모델 표현하는 그래프를 보여주고 있다. 그래프에서 빨간색은 2*t*, 녹색은 4*t*, 파란색은 6*t*의 폭 변화를 보여주고 있다.

모델의 성능을 평가하기 위하여 두 단계의 실험을 수행하였다. 첫 번째 실험은 길이, 폭 그리고 깊이의 입력 변수가 모델에 얼마나 영향을 주는가를 파악하기

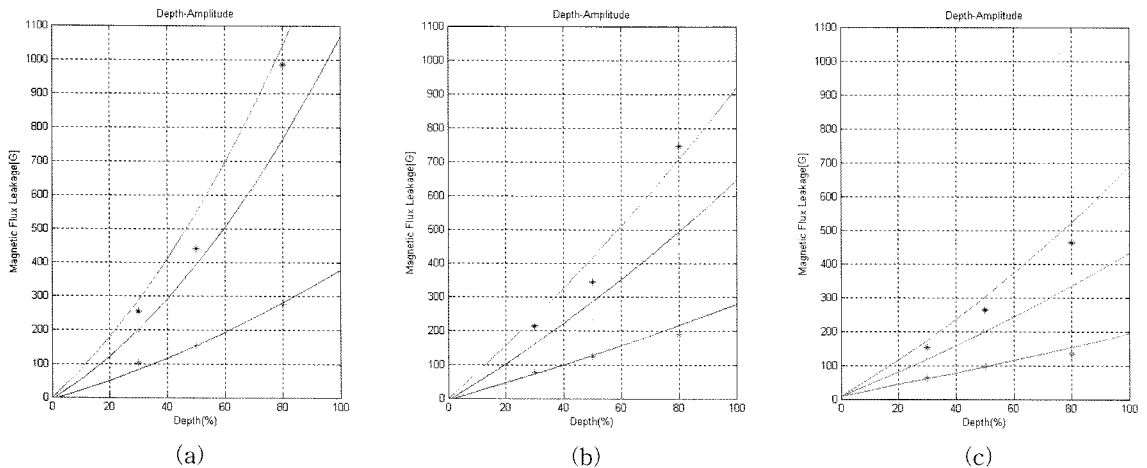


그림 6. 표준 결함의 입출력 관계 그래프: (a) 길이가 2t일 경우, (b) 길이가 4t일 경우, (c) 길이가 6t일 경우  
Fig. 6. The plot of input-output of standard defect: (a) length=2*t*, (b) length=4*t*, (c) length=6*t*.

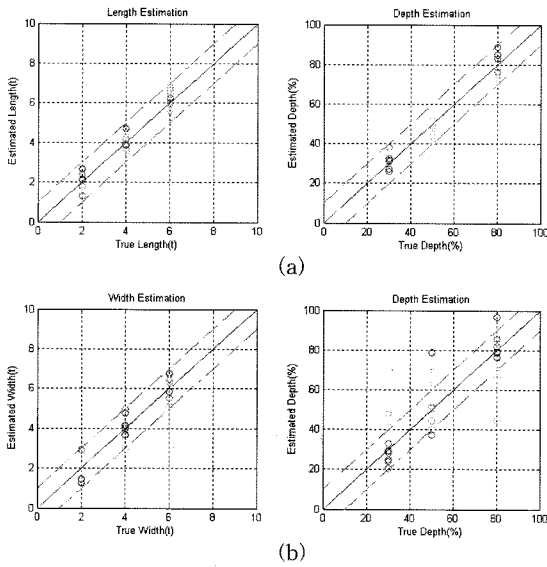


그림 7. 랜덤 오차에 대한 모델의 성능 평가: (a) 길이의 랜덤 오차와 깊이 추정의 정확도, (b) 폭의 랜덤 오차와 깊이 추정의 정확도

Fig. 7. The estimation according to random errors: (a) Depth accuracy according to length random error, (b) Depth accuracy according to width random error.

위하여 입력 변수에 랜덤 오차를 첨가하였다. 그림 7은 길이와 폭의 특징정보에 각각 1t의 오차를 주었을 때 깊이 추정의 정확도를 제시하고 있다. 그림 7의 (a)는 길이 추정 오차에 대한 깊이의 정확도이며, (b)는 폭 추정 오차에 대한 깊이의 정확도를 나타내고 있다. 그림 7(a)와 (b)의 깊이 추정 정확도에서 알 수 있듯이 제시한 모델은 길이 정보보다는 깊이 정보에 더 민감하게 반응한다.

두 번째 실험은 블라인드 검증(Blind test)을 통하여 모델의 성능을 검증하였다. 모델을 만드는 과정에서 사용한 27개의 결함을 포함하여 총 75개의 결함을 가지고 신호에서 길이와 폭을 추정하여 모델의 깊이를 추정하였다. 그 결과 10%의 오차, 신뢰도 80% 이상의 성능을 보였다. 그림 8은 테스트 결함에 대한 검증 결과를 나타내고 있다.

#### 4. 결론 및 향후 과제

이 논문에서는 지하 배관에 생긴 결함의 깊이를 추정하기 위한 방법을 제시하였다. 지하에 매설된 배관은 사람의 눈으로 확인이 불가능하기 때문에 자기누설피

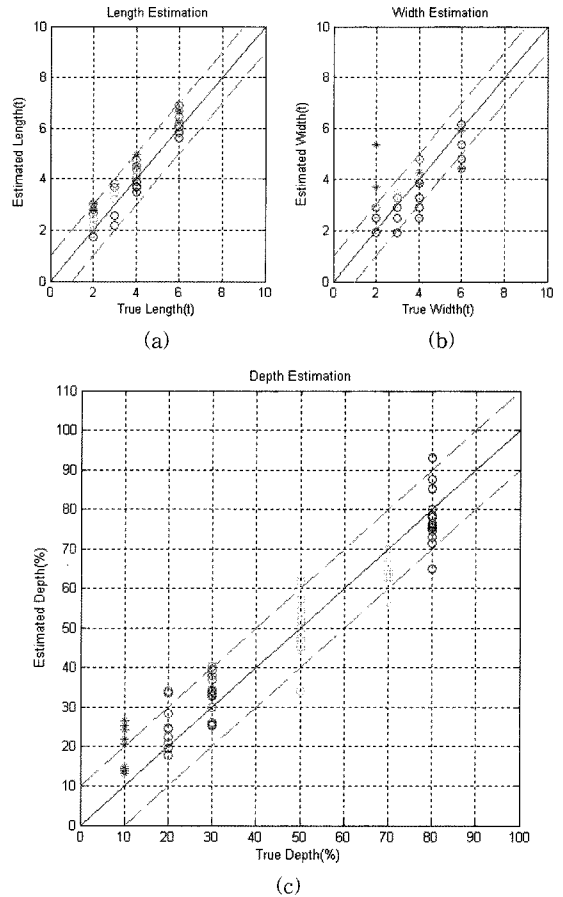


그림 8. 테스트 결함에 대한 성능 평가: (a) 길이의 추정 정확도, (b) 폭의 추정 정확도, (c) 깊이의 추정 정확도  
Fig. 8. The estimation according to test data: (a) Length accuracy, (b) Width accuracy, (c) Depth accuracy.

그를 이용하여 결함 부위에서의 자기누설신호를 획득하고, 패턴을 분석 및 특징 정보를 추출하여 입력 변수와 전역 최대값에 대한 상관관계를 모델링할 수 있었다. 이러한 상관관계는 선형 회귀법을 이용하여 입출력과의 관계를 반영하는 수학적, 통계적 깊이 추정 모델로 구현하였다. 모델의 성능을 평가한 결과 깊이 추정의 정확도는 10%의 경우 신뢰도가 80% 이상이 됨을 보였으며, 제안하는 모델을 이용한 깊이 추정 알고리즘의 실용 가능성을 확인하였다. 하지만, 제시한 모델은 길이보다는 폭에 대하여 민감한 특성을 보이며, 폭 추정이 어려울 경우 깊이 추정의 정확도는 낮아질 수밖에 없다. 향후 해야 할 연구는 폭 추정의 정확도를 높일 수 있는 방법이 제시되어야 할 것이며, 제시된 모델도 폭 정보에 민감하지 않도록 개선되어야 할 것이다.

**참고 문헌**

[1] J. Y. Lee and M. Afzal, "Hierarchical rule based characterization of MFL signals obtained from natural gas pipeline inspection", *Neural Networks, IJCNN2000*, vol. 5, pp. 24-27, 2000.

[2] A. E. Crouch, "In-line inspection of natural gas pipelines", *Gas Research Institute Topical Report GRI-91/0365*, 1993.

[3] T. A. Bubenik, J. B. Nestleroth, R. J. Eiber, and B. F. Saffell, "Magnetic flux leakage technology for natural gas pipeline inspection", *Gas Research Institute Topical Report GRI-91/0367*, 1992.

[4] J. Sutherland and M. Siebert, "Application of the circumferential component of magnetic flux leakage measurement for in-line inspection of pipelines", *NACE Corrosion Expo 99*, San Antonio Tx, USA, 1999.

[5] J. Sutherland and S. Clouston, "Advances in magnetic flux leakage measurement and inspection for metal loss in pipelines", *3rd International Conference on Pipeline Rehabilitation and Maintenance*, Abu Dhabi, UAE, 1999.

[6] G. A. F. Seber, *Linear regression analysis*, Hoboken, NJ : Wiley-Interscience, 2003.



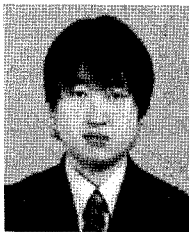
**문재경 (文裁敬)**

- 1969년 3월 18일생
- 1991년 경북대학교 전자공학과 졸업 (공학사)
- 1993년 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
- 1999년 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)
- 현재 경북대학교 센서기술연구소 선임연구원
- 주관심분야 : 이동 무선통신 시스템, OFDM, 유비쿼터스, WPAN, 디지털 신호처리



**이승현 (李丞賢)**

- 1978년 3월 13일생
- 2004년 부경대학교 제어계측공학과 졸업 (공학사)
- 2006년 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
- 현재 넥스원퓨처 기술 5그룹, 연구원
- 주관심분야 : 디지털회로설계, 영상신호처리, 패턴인식



**이인원 (李仁元)**

- 1979년 10월 1일생
- 2004년 경북대학교 전자전기공학부 졸업 (공학사)
- 현재 경북대학교 전자공학과 대학원 석사과정
- 주관심분야 : 영상신호처리, 패턴인식, 신경회로망, 디지털신호처리



**박관수 (朴寬秀)**

- 1963년 3월 25일생
- 1985년 서울대학교 전기공학과 졸업 (공학사)
- 1987년 서울대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학석사)
- 1992년 서울대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학박사)
- 현재 부산대학교 전자전기통신공학부 교수
- 주관심분야 : 전기기기, 유한요소법, 자성유체, Magnetic Tomography, NDT

**이민호 (李敏鎬)**

- 『센서학회지 제8권 제1호』 p. 52 참조
- 현재 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 부교수