한국지능시스템학회 논문지 2008, Vol. 18, No. 2, pp. 230-235

차단물질 특성 판정을 위한 지능형 분류기 설계에 관한 연구

A Study on the Design of Intelligent Classifier for Decision of Quality of Barrier Material

김성호* · 윤성웅*

Sung-Ho Kim and Seong-Ung Yun

* 군산대학교 전자정보공학부

요 약

최근 LG화학은 '하이페리어(HYPERIER)'라 불리우는 고차단성의 고급 엔지니어링 플라스틱 신소재를 개발하였다. 이 소재는 LDPE(Low-Density Poly Ethylene)로 구성된 나노복합소재로 만들어졌으며, 여러 층으로 구성된다. 생산라인에서 산출된 최종 생산품의 품질을 보증하기 위해서는 하이페리어 내부에 존재하는 층들의 존재 유/무를 식별하기 위한 시험장비가 요구된다. 본 논문에서는 하이페리어 내부에 존재하는 층들의 유무를 조사하기 위해 사용될 수 있는 초음파 테스트 장치를 소개하고, 사람이 직접 계측된 신호를 검사하여 품질을 분류하는 기존의 시스템의 성능향상을 위해 FFT와 PCA, BP 신경망을 통하여 품질을 분류(양품/불량품)하는 기법을 제안하며, 시뮬레이션을 통하여 제안된 기법의 유용성을 확인해 보고자 한다.

키워드 : 초음파 테스트 장치, 품질 분류, FFT, PCA, 역전파 신경망

Abstract

Recently, LG chemical corporation developed new material called HYPERIER, which has an excellent barrier characteristic. It has many layers which are made of nano-composite within LDPE(Low-Density Poly Ethylene). In order to guarantee the quality of the final product from the production line, a certain test equipment is required to investigate the existence of layers inside the HYPERIER. In this work, ultrasonic sensor based test equipment for investigating the existence of inner layers is proposed. However, it is a tedious job for human operators to check the existence by just looking at the resounding waveform from ultrasonic sensor. Therefore, to enhance the performance of the ultrasonic test equipment, Fast Fourier Transform(FFT) and Principle Components Analysis(PCA) and Back-Propagation Neural Network(BPNN) are utilized which is used for classification of Quality. To verify the feasibility of the proposed scheme, some experiments are executed.

Key Words : Ultrasonic sensor based Test Equipment, Classification of Quality, FFT, PCA, BPNN

1. 서 론

최근 음식물 등과 같은 제품의 장기 보관과 관련하여 차단성이 우수한 물질의 개발이 활발히 이루어지고 있다. 대상 제품에 따라 특성은 조금씩 달라지겠지만 물, 습도, 산소, 탄산가스, 질소, 자외선, 빛, 미생물, 열등은 제품의 품질에 영향을 줄 수 있는 요소들로 이에 대한 차단이 요구된다. 이러한 요구에 따라 차단성을 갖춘 차단특성을 갖는 포장재의 수요가 많아지고 있으며, 요구되는 차단 특성 또한 더욱 높아지고 있다[1].

최근 LG화학에서는 나노 기술을 이용하여 '하이페리어(HYPERIER)'라는 고차단성의 신소재를 개발한 바 있다. 개발된 차단 물질은 나노복합소재를 사용하여 기존 플라스틱 내부에 다층으로 적층함으로써, 이산화탄소, 산소, 수분 등에 대한 높은 차단성(barrier)을 지니게 된다. 따라서 이러한 하이페리어는 식품, 화장품, 농약 등의 용기나 자동차 연료탱크 등과 같은 높은 차단특성을 필요로 하는 패키징 분야에 적용되어 용매, 수분 가스등 내용물 누출을 방지하면서, 외부의 산소 침투를 막는 이상적인 소재로 다양한 분야에 활용될 수 있다. 하지만 하이페리어 소재는 성형시 간혹 불량이 발생될 수 있기 때문에 제품에 대한 품질을 보장하기 위해서는 검사 장비를 통하여 물질 내부를 구성하는 각 층들에 대한 조사가 이루어져야 한다.

물질의 내부 형태를 조사하기 위해 초음파 탐상 검사(Ultrasonic Testing : UT)가 많이 사용된다[2]. 초음파 탐상 검사는 탐촉자에서 발생되는 높은 주파수의 초음파를 피시험체에 투사하여 내부결함의 검출에 주로 이용되며 내부에 존재하는 불연속성으로부터 반사한 초음파의 에너지량, 초음파의 진행시간 등을 계측 분석하여 불연속의 위치 및 크기를 알아내는 검사 방법으로 검사결과를 즉시 알 수 있으며, 검사감도(sensitivity)가 매우 우수하다[3].

접수일자 : 2007년 11월 18일
완료일자 : 2007년 12월 31일
본 연구는 산업자원부의 지역혁신 인력양성사업의 연구결과로 수행되었음

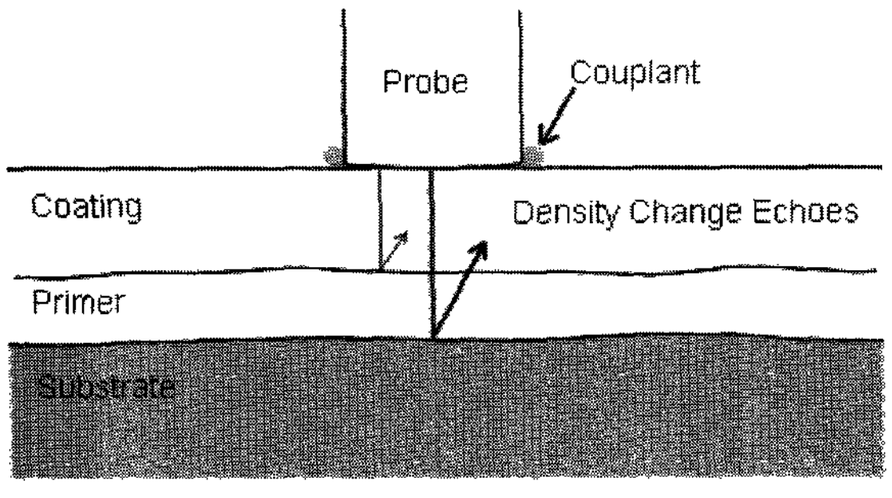


그림 1. 코팅면에서의 초음파의 반사
Fig. 1. Ultrasonic vibrations reflect off coating interface

하지만 초음파 탐상 기법을 통하여 측정된 신호는 여러 환경조건(탐침자의 접촉정도, 반향된 신호의 크기 등)에 의해 측정시마다 조금씩 달라지며, 측정된 결과를 통하여 최종 생산품에 대한 품질분류가 매우 애매하기 때문에 사람이 일일이 검사하기에는 매우 지루한 작업이 될 수 있으며 시간적, 비용적인 측면에서 매우 비효율적이다.

본 논문에서는 1) 하이페리어 물질에 존재하는 각 층들을 분석하기 위해 사용될 수 있는 초음파 시험 장치를 소개하고, 2) 사람이 직접 최종생산품의 품질을 분류하는 기존의 분류방법에 대한 시스템 성능을 향상시키기 위해 FFT와 PCA, BPNN 알고리즘을 이용하여 최종 생산품의 품질을 분류하는 기법을 제안하며, 시뮬레이션을 통하여 제안된 기법의 유용성을 확인해 보았다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 초음파 테스트(UT)의 원리에 대해 설명하며, 3장에서는 차단 물질의 양부 판정을 위해 제안된 분류 알고리즘의 개요에 대해 설명하고, 4장에서는 제안된 시스템의 실제 시스템에의 적용에 대해 살펴보고 마지막으로 5장에서 결론을 기술한다.

2. 초음파 테스트의 원리

초음파 시험장치는 에코(echo)에 의한 검사법인 펄스반사법을 적용한 시스템으로 동작방식은 다음과 같다.

검사하고자 하는 물질 표면에 couplant를 바른 후 탐촉자를 접촉하여 초음파 진동을 발생시킨다. 초음파 진동은 다른 속성을 갖는 물질(different coating layer)을 만날 때까지 전파되며, 만약 다른 속성의 물질들을 만나게 되면 일부 신호가 반사되어 돌아온다. 다층으로 구성된 물질은 각 층마다 다른 물질 속성을 갖기 때문에 탐침자에 의해 반향되는 신호를 검출하는 것을 통해 각 층들에 대한 분석이 가능하다. 그림 1은 초음파 진동이 각 층 표면에서 반사되는 것을 나타낸다.

위와 같은 원리를 이용하여 반향신호를 측정하는 경우 일반적으로 반향되는 신호가 가변적이기 때문에 검사하고자 하는 물질의 내부 형태를 정확히 분석하기 위해서는 많은 주의가 필요하다. 예를 들어, 측정하고자 하는 물질의 수를 알고 있다면, 그림2와 같이 단순히 반향되는 펄스의 수를 계측하는 것에 의해 측정이 가능하지만 실제는 그렇지 않기 때문에 이러한 신호의 정확한 분석을 위해 지능형 분류기 설계가 필요하다.

본 논문을 위해 사용된 초음파 테스트 시스템은 그림 3과 같은 요소로 구성되며 동작은 다음과 같다.

Communication에서의 제어신호에 의해 Pulser / receiver는 Ultrasonic Transducer에 요구하는 높은 전압의 펄스를 발생시킨다. Ultrasonic Transducer는 Pulser / receiver에서 발생되는 신호를 측정하고자 하는 물체 내부로 전파하고 부분적으로 반향되는 신호를 측정하여 pulser/receiver에 전송하게 된다. 이후 Digitizer에 의해 계측된 아날로그 신호는 디지털 신호로 변환된다.

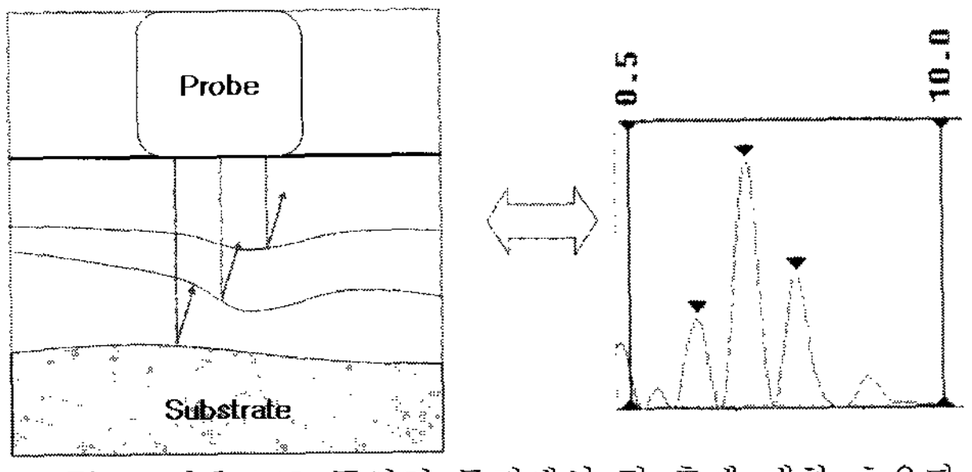


그림 2. 다층으로 구성된 물질에서 각 층에 대한 초음파 반향
Fig. 2. Measurement of the individual layers in a multi-layered material

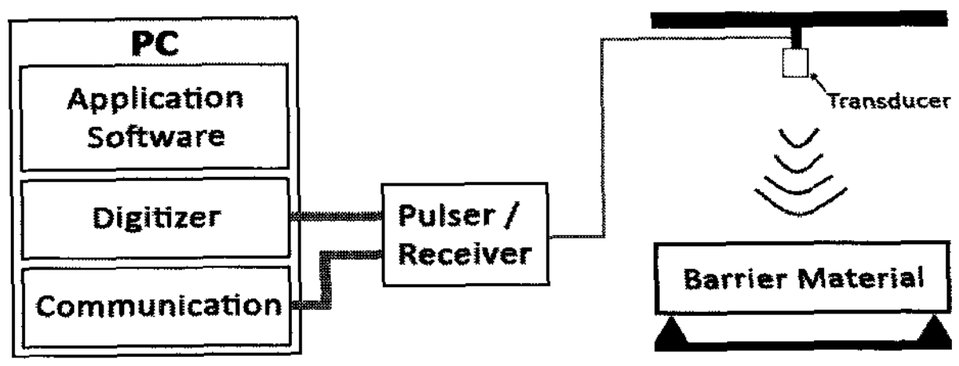


그림 3. 초음파 테스트 장비
Fig. 3. Ultrasonic Testing Equipment

Digitizer를 통해 변환된 파형의 예는 그림 4와 같다. 그림 4는 HYPERIER에 대한 측정 파형을 나타내며, 이중 4.(a)는 양품에 대한 측정파형을 나타내고, 4.(b)는 불량품에 대한 측정파형을 나타낸다. 측정 신호는 초기 출력신호로부터 시작하여, 물질 내부에 존재하는 각 층들에 의해 반향되는 신호, 그리고 반대쪽 표면에서 반향되는 신호로 구성되며, 반향되는 신호의 결과를 통해 테스트 물질의 두께는 다음과 같이 주어진 식(1)에 의해 쉽게 구해질 수 있다.

$$D=(C \cdot t)/2 \tag{1}$$

식(1)에서 D는 시험체의 초음파 진행거리(mm)를 나타내며, C는 시험체의 초음파 속도(Km/s)를 나타낸다. t는 내부 카운터에 의해 측정되는 초음파 진행시간(μs)을 나타낸다.

3. 차단 물질의 양부 판정을 위해 제안된 분류 알고리즘의 개요

제안된 알고리즘을 위해 사용된 초음파 테스트 시스템을 통해 수신된 이상적인 출력 신호 파형은 그림 4와 같으며, 육안으로도 쉽게 분류 가능하다. 하지만 탐침자의 접촉정도 및 couplant의 영향 등 여러 원인들에 의해 측정되는 신호는 다양하게 측정될 수 있으며 육안으로 판별해도 애매한 경우가 많이 있다. 이러한 출력결과를 일일이 사람의 눈으로 식별하기는 매우 지루한 문제가 될수 있을 뿐만 아니라

시간과 비용적인 면에서 매우 비효율적이기 때문에 양품과 불량품에 대한 측정결과를 토대로 이들을 분류할 수 있는 방법이 요구된다.

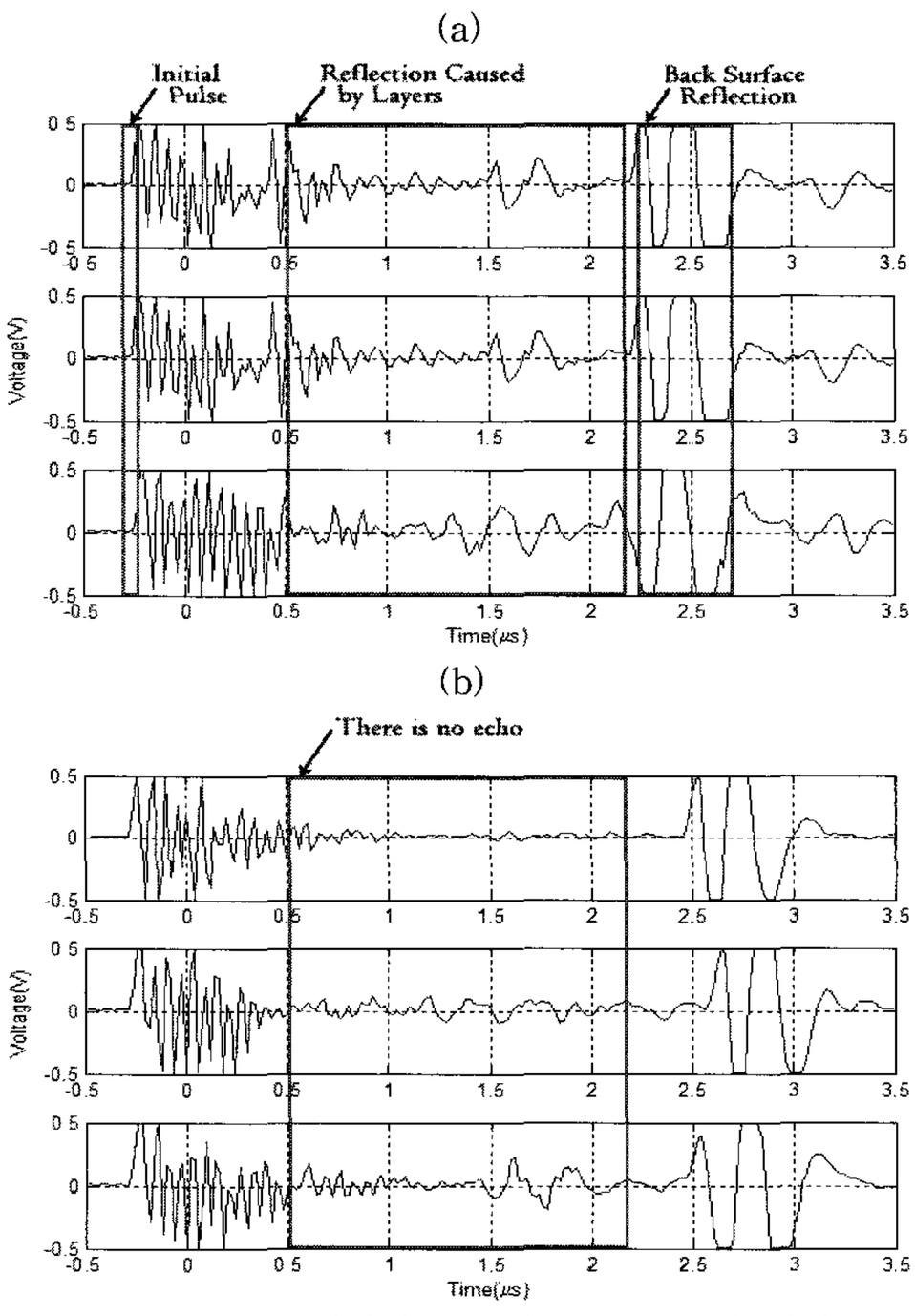


그림 4. A/D 컨버터를 통한 초음파 반향 파형
(a) 양품 (b) 불량품

Fig. 4. The resounding ultrasonic waveform from A/D converter
(a) Qualified barrier material (b) Bad material

본 논문에서는 다음과 같이 FFT와 PCA, BPNN 알고리즘을 이용하여 출력신호를 분류하는 방법을 제안하고자 한다. 제안된 분류알고리즘은 그림 5와 같은 순서로 동작되며, 측정신호 중 내부 물질에 의해 반향되는 신호만을 추출하여 분석이 이루어진다. 각각의 알고리즘에 대한 세부 기능은 다음과 같다.

3-1. 특징 추출을 위한 FFT

퓨리의 변환은 시간 t의 함수를 주파수 ω에 관한 함수로 바꿀 때 사용된다. 주기함수 또는 비주기함수 일수 있는 시간 t의 함수 $x(t)$는 다음과 같이 $\sin$과 $\cos$의 합으로 나타낼 수 있다.

$$x(t) = \frac{1}{2\pi}\int_{-\infty}^{\infty} X(w)[\cos(wt) + isin(wt)]dw = \frac{1}{2\pi}\int_{-\infty}^{\infty} X(w)e^{iwt} \quad (2)$$

이때 $X(w)$는 다음과 같이 구해진다.

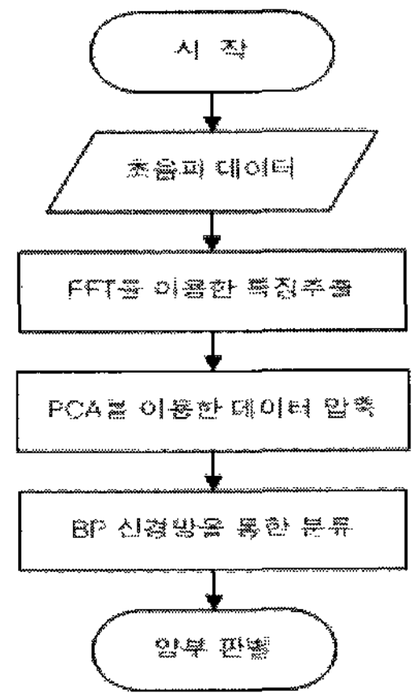


그림 5. 제안된 분류 알고리즘

Fig. 5. Proposed classification algorithm

$$X(w) = \int_{-\infty}^{\infty} X(w)e^{-iwt}dw \quad (3)$$

본 연구에서 사용한 초음파 테스트 장비의 출력은 시간과 크기를 갖는 연속적인 아날로그 형태 가지며, 이들 신호를 분석하기 위해서는 시간 영역 뿐만 아니라 주파수 영역도 고려하여 신호들이 가지고 있는 특성들을 정확히 분석할 필요가 있다. 또한, 파형에서 추가적으로 발생할 수 있는(다른 장비들에 의해서 발생될 수 있는 간섭 및 측정자의 불규칙적인 움직임 등) 잡음도 배제할 수는 없다.

3-2. 압축을 위한 PCA(주성분 분석)

PCA(Pricipal Component Analysis)는 다차원 변수들간에 존재하는 중요한 변량을 선형 결합을 통해 얻어지는 새로운 저차의 변수들로 표현하는 통계학적 모델링 기법으로 상관성이 큰 다변수 데이터의 처리를 가능케 하며 이에 대한 기본 원리는 다음과 같다[4-5].

n개의 측정 변수들에 대한 m개의 측정값을 $X(m \times n)$로 표현할 경우 이에 대한 주성분 분석 과정을 살펴보면 다음과 같다.

측정 행렬 $\boldsymbol{X}$에 대한 공분산 행렬은 다음과 같이 정의되며,

$$cov(\boldsymbol{X}) = \frac{\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{X}}{m-1} \quad (4)$$

공분산 행렬에 대한 고유 벡터$\boldsymbol{P}_i$ 및 고유치 λ_i는 다음과 같이 구해진다.

$$cov(\boldsymbol{X})\boldsymbol{P}_i = \lambda_i\boldsymbol{P}_i \quad (5)$$

만일 식(5)에서 구한 고유값 중 가장 큰 고유값에 대한 고유벡터부터 r개까지 내림차순으로 선택한 후, 다음의 식을 계산하면,

$$\hat{\boldsymbol{X}} = \sum_{i=1}^{r} t_i \cdot \boldsymbol{p}_i^T \qquad (r \le n) \quad (6)$$

여기서 $\boldsymbol{t}_i$는 다음과 식(7)과 같이 나타낼 수 있으며, 이는 데이터에 대한 압축을 의미하고, 식(6)의 $\hat{\boldsymbol{X}}$는 데이터의 복원을 의미한다.

$$t_i = \boldsymbol{X} \cdot \boldsymbol{p}_i \tag{7}$$

여기서 $\boldsymbol{X}$는 새로운 측정 데이터를 나타내며 $\boldsymbol{p}_i$는 식(5)에서 구한 고유값 $\boldsymbol{P}_i$ 중 가장 큰 고유값에 대한 고유벡터부터 r개까지 내림차순으로 선택한 값이다.

FFT의 출력 데이터는 매우 크기 때문에 이들 데이터를 신경망의 입력으로 바로 적용하게 되면 내부구조가 매우 복잡하여 설계가 어려워진다는 문제를 갖는다.

본 논문에서는 PCA 알고리즘은 FFT에서 추출된 특성 파라미터들을 주성분 벡터로 압축하기 위해 사용하였으며, FFT를 통한 데이터는 식(6)에서 적절한 차수의 고유벡터를 사용하여 식(7)을 통해 r개의 차수로 압축된다.

3-2-3. 분류를 위한 BPNN(역전파 신경망)

다층 퍼셉트론의 일종인 BPNN(역전파 신경망)은 입력층과 출력층 사이에 은닉층이 존재하며, 다음의 그림 6은 BPNN의 계층구조를 나타내었다. 계층의 구성은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되며, 각 층간은 가중치에 의하여 연결되며, 이 가중치의 설정에 의하여 안정된 출력을 형성하게 된다[6-8].

은닉층을 증가하고 비선형 활성함수를 사용함에 따라서 결정구역이 고급화 되는 장점을 확보할 수 있으므로 본 연구에서 은닉층과 출력층의 비선형 활성함수로서 시그모이드 함수를 적용하여 결정영역이 통상의 직선이 아닌 완만한 곡선으로 경계가 형성되도록 하여 은닉층을 학습하는 BP 학습 알고리즘을 수행하도록 하였다.

그림 6의 모델을 대상으로 하여 입력층(I)와 은닉층(H) 및 출력층(O)은 식(8), (9)과 같이 정의된다.

$$H_j = f\left(\sum_i W_{ji} \cdot I_i + \theta_j\right) \tag{8}$$

$$O_k = f\left(\sum_j W_{kj} \cdot H_j + \theta_k\right) \tag{9}$$

식(8), (9)에서 입력층(I)과 은닉층(H)의 2승오차(E_p)를 줄이기 위한 가중치(W_{ji})는 식(10)로 재조정된다.

$$W_{ji} = -\eta_3 \cdot \frac{\delta E_p}{\delta W_{ji}} = \eta_3 \cdot \delta_j \cdot I_i \tag{10}$$

식(8), (9)의 은닉층(H)과 출력층(O)의 2승오차(E_p)를 줄이기 위한 가중치(W_{kj})는 식(11)으로 재조정된다.

$$W_{kj} = -\alpha_2 \cdot \frac{\delta E_p}{\delta W_{kj}} = \eta_2 \cdot \delta_k \cdot I_k \tag{11}$$

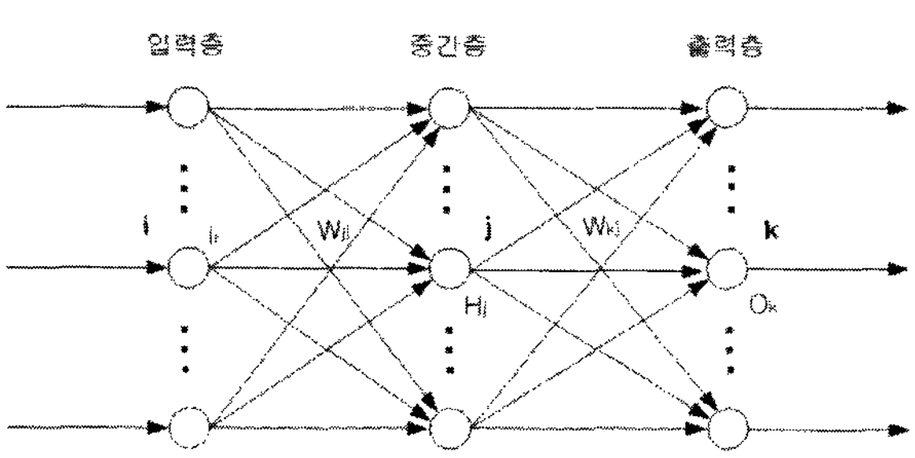


그림 6. 역전파 신경망
Fig. 6. Backpropagation Neural Network

모든 패턴(P)에 대한 2승오차(E_t)는 식(12)로 나타낼 수 있다. 여기서, (T_{pk})는 목표벡터이며, (O_{pk})는 출력 벡터이다.

$$E_t = \sum_p \sum_k (T_{pk} - O_{pk})^2/2 = \sum_p E_p \tag{12}$$

각 패턴 P의 학습으로 2승오차(E_p)를 점차 줄임으로서 전체적으로 오차함수(E_t)를 극소화 한다. 본 연구에서는 입력으로 특징 추출된 파형의 압축 데이터를 입력으로, 양품 혹은 불량품을 출력으로 갖는 BPNN을 구성하였다.

4. 제안된 시스템의 실제 시스템에의 적용

4.1 시스템 구성

실험을 위해 그림 7과 같은 초음파 테스트 장비를 사용하였으며, 이 시스템은 최대 15MHz 까지 동작하는 초음파 프로브, USB 인터페이스를 갖는 A/D 컨버터, Pulser/Receiver, 어플리케이션이 설치된 노트북 컴퓨터로 구성된다. 초음파 신호는 A/D 컨버터를 통해 변환되며 변환된 신호는 그림 4와 같이 초기 펄스(initial pulse)와 이로 인한 반향파, 내부 장벽 물질에 의해 반향되는 신호, 표면 뒷부분에서 반사되는 파형으로 이루어진다.

이중 초기 신호와 반대쪽 표면에서 반향되는 신호는 그림 4에서 보는 것과 같이 거의 무의미하다. 때문에 내부 장벽 물질에서 반향되는 신호만을 추출하여 품질 분류에 사용하였다.

제안된 기법의 유용성을 확인하기 위해 80개 이상의 신호를 취득하였다. 실험을 위해 각각의 신호데이터 중 내부 장벽 물질에서 반향된 신호 데이터(0.5~2.2(μs)영역)를 추출하였다. 학습을 위해 추출된 신호중 양품 62개와 불량품 23개를 선택하여 FFT를 적용하여 그림 8과 같은 결과를 얻었다. 그림 8은 출력된 85개중 양품 3개(그림(a))와 불량품 3개(그림(b))를 나타낸 것이다.

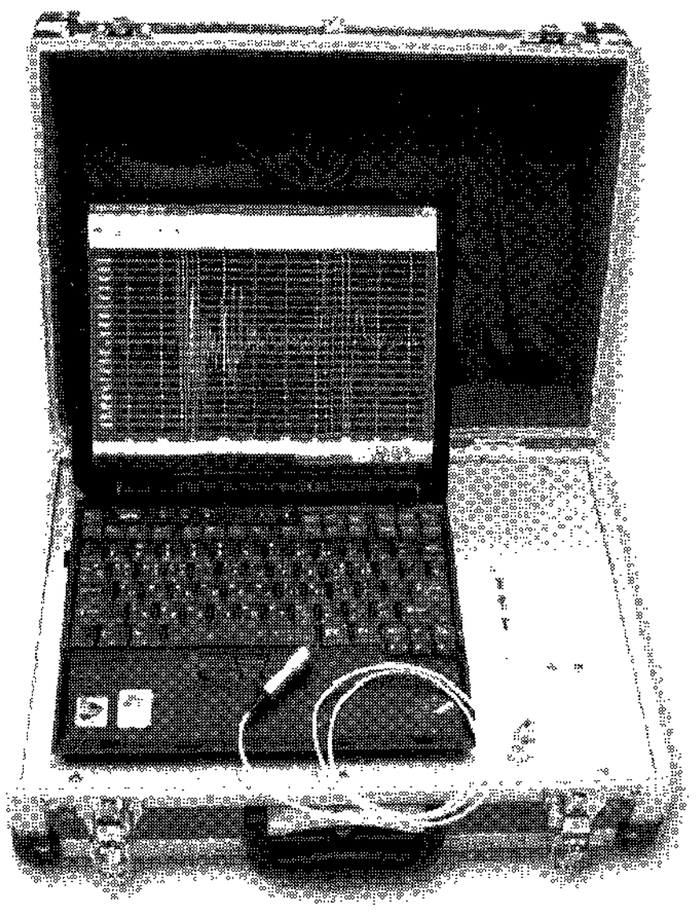


그림 7. 초음파 테스트 장비
Fig. 7. Ultrasonic test equipment

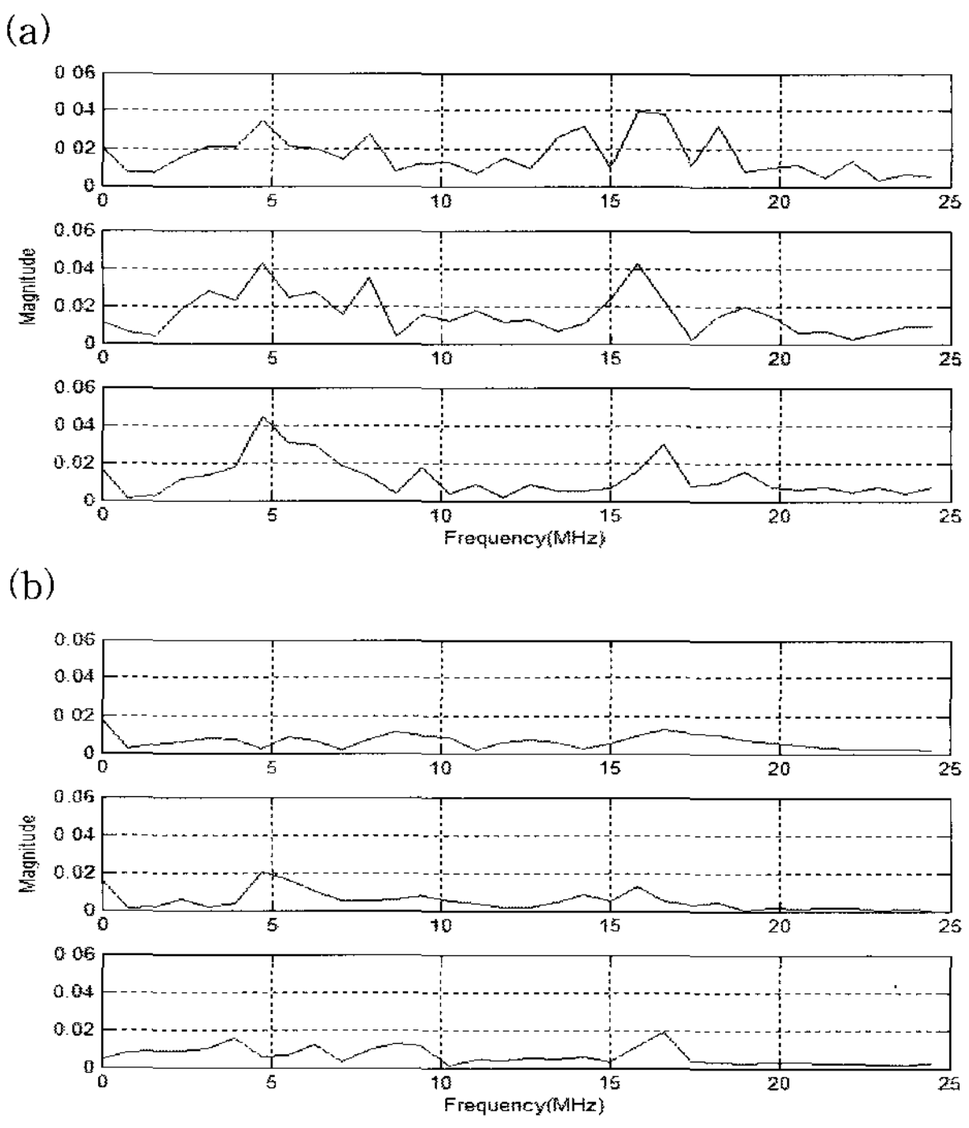


그림 8. FFT 적용후 주파수 스펙트럼
(a) 양품 (b) 불량품
Fig. 8. Frequency spectrum generated by FFT
(a) Good material (b) Bad material

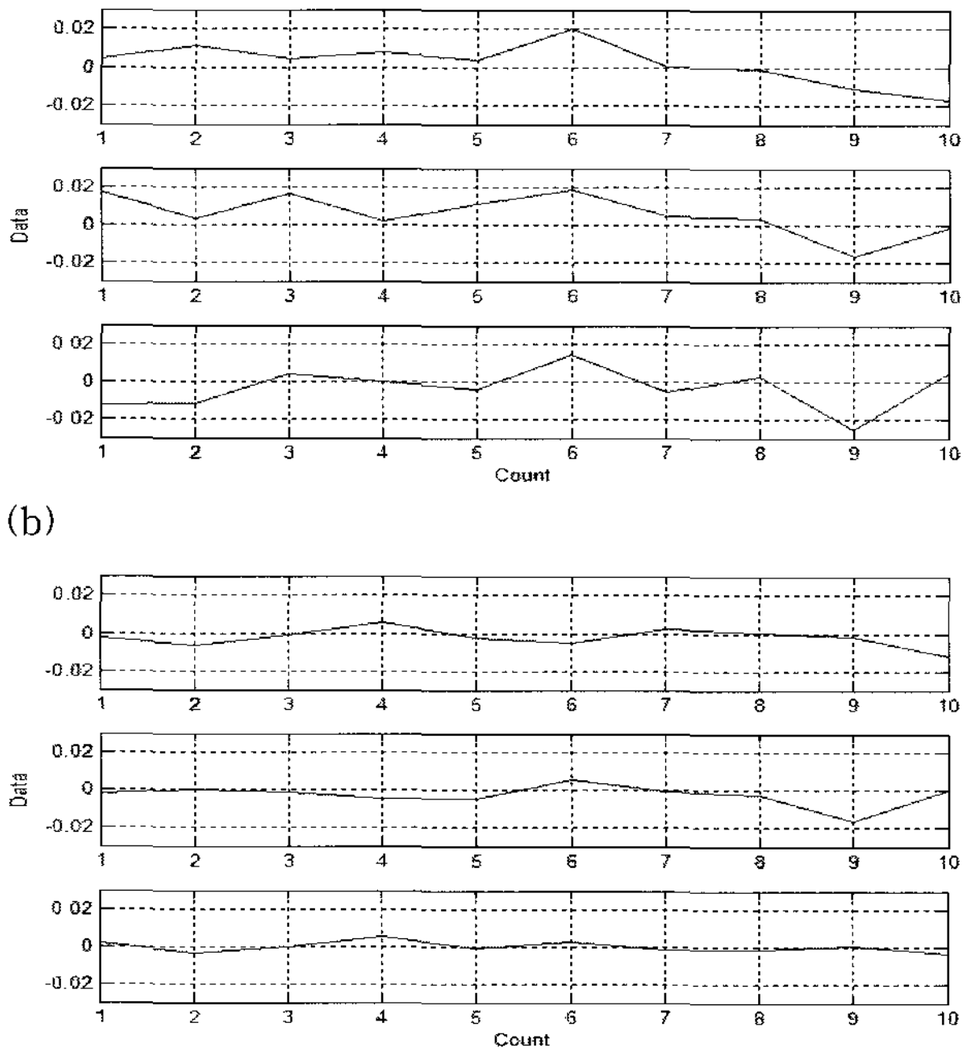


그림 9. PCA를 통해 압축된 파형
(a) 양품 (b) 불량품
Fig. 9. Waveform compressed by PCA
(a) Good material (b) Bad material

FFT를 통해 추출된 특징벡터는 신경망의 입력으로 사용하기에 개수가 많음을 알 수 있다. 입력의 개수를 줄이기 위해 PCA 알고리즘을 통해 데이터를 압축하였다.

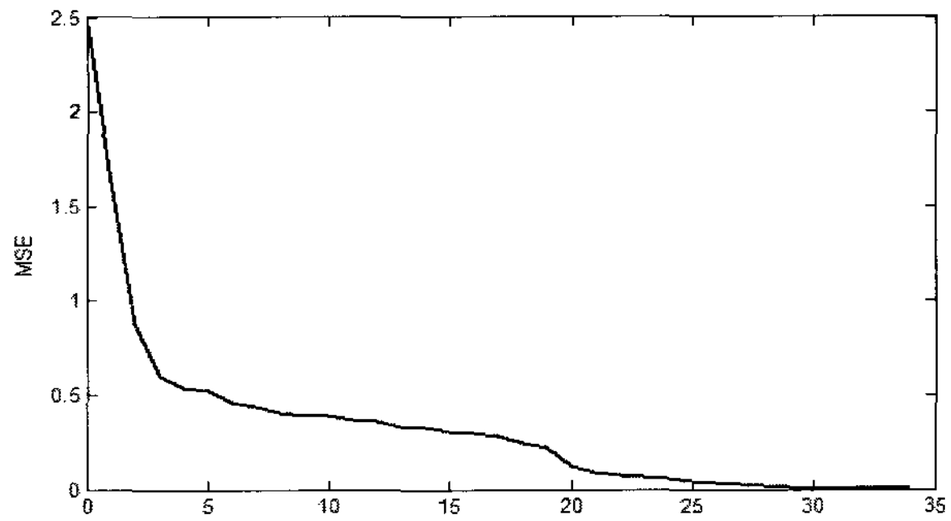


그림 10. RMS 학습 에러
Fig. 10 . Root mean square training errors

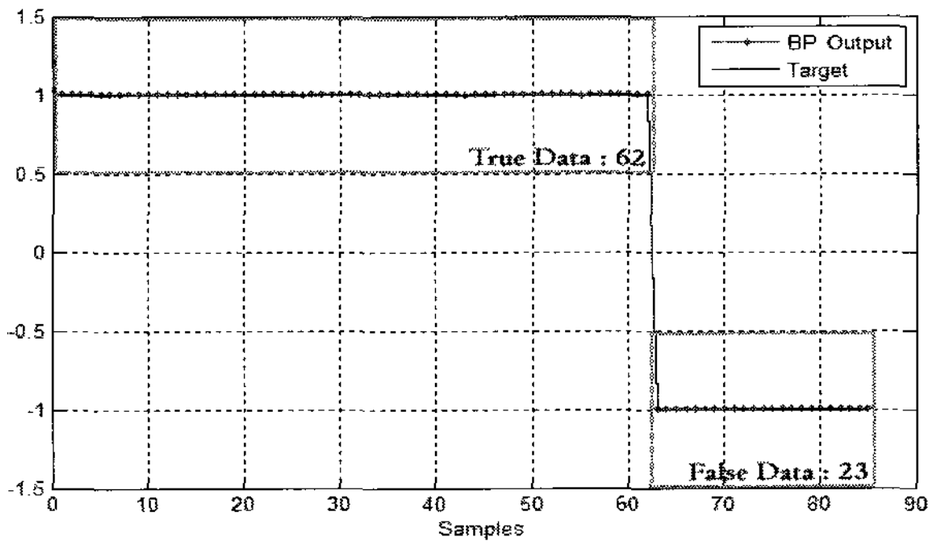


그림 11. BPNN을 통해 학습된 출력 특성
Fig. 11. Output characteristic of trained BPNN

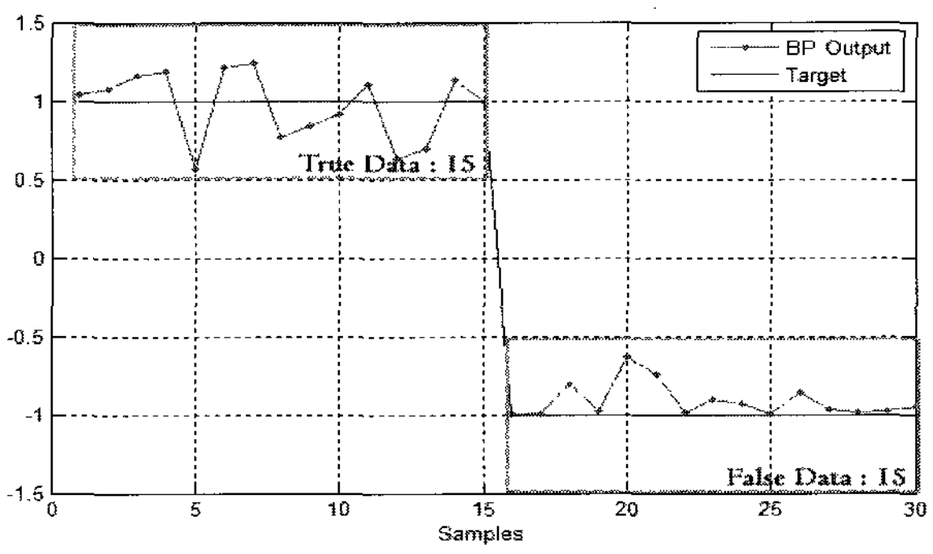


그림 12. 학습되지 않은 파형의 출력 특성
Fig. 12. Output characteristic of BP for "never seen" waveforms

그림 9는 FFT를 통해 추출된 85개의 입력 데이터를 PCA를 통해 10개의 데이터로 압축한 결과중 양품 3개(그림(a))와 불량품 3개(그림(b))에 대한 출력파형을 나타낸 것이다.

PCA의 결과를 이용하여 양품과 불량품을 분류하기 위해 학습속도가 빠른 Levenberg-Marquardt 알고리즘이 적용된 BPNN을 사용하였으며, 은닉층 뉴런의 개수는 20개, 목표치는 1e-5로 설정하여 실험을 진행 하였고, 학습은 35사이클 후에 완료되었다. 그림 10은 목표치에 도달하기 까지의 RMS 학습 에러를 나타낸 것이다.

그림 11은 학습에 사용된 데이터를 학습 결과로 얻어진 BP 네트워크의 입력으로 사용하여 얻어진 결과 그래프를 나타낸 것이다. 그림에서 파란색선은 학습에 대한 목표값을

나타내며 빨간색선은 BP 네트워크에 의해 출력된 출력을 나타낸다. 그림에서 보는 것과 같이 학습에 사용된 데이터에 대해서는 분류가 잘 되는 것을 알 수 있다.

그림 12는 새로운 측정 데이터를 FFT와 PCA과정을 거친 후 얻어진 결과를 학습된 BP 네트워크에 적용하여 얻어진 결과를 나타낸 것이다. 그림에서 파란색선은 학습에 대한 목표값을 나타내며 빨간색선은 BPNN에 의해 출력된 출력을 나타낸다. 그림에서 보는 것과 같이 출력파형이 그림 11과 같이 이상적으로 나타나진 않는 것을 알 수 있다. 이는 계측 장비에 의해 측정되는 신호들이 매우 불규칙하고 애매하여 사람의 눈으로도 식별이 어렵기 때문에 아래와 같은 결과가 도출된 것으로 판단되며, 이는 임계치를 이용하여 분류가 가능하다.

인식률 확인을 위해 BPNN의 입력층과 은닉층 뉴런의 개수를 변화시켜 실험을 진행하였다. BPNN의 입력층 뉴런의 개수는 PCA를 통해 저차원으로 압축된 데이터이며, 은닉층 뉴런은 BPNN에서 입력층과 출력층 내부에 존재하는 은닉층을 의미한다.

표 1. 뉴런 개수에 따른 인식률
Table 1. Classification rate depending on the number of neurons

입력층 뉴런개수	은닉층 뉴런개수	인식률 [%]
10	20	100
	10	85.3
	8	70
7	20	86.6
	10	71.5
	8	48.3
5	20	63.1
	10	42.8
	8	29.5

실험은 위에서 언급한 것과 동일한 판별 기준을 적용하였으며, 실험 결과는 표 1과 같이 입력층 뉴런의 개수 변화가 은닉층 뉴런의 개수 변화보다 더욱 민감하게 반응하였고, 측정 사이클 수 또한 입력의 개수가 적어짐에 따라 늘어나는 것을 볼 수 있다. 입력 및 은닉층의 개수가 최적상태의 30% 미만일 경우 학습 사이클 수가 5×10^4를 초과하여 학습 및 사이클 수 측정이 불가능 하다고 판단하였다. 비교 실험을 통해서 BPNN에 10개의 입력 뉴런과 20개의 은닉층 뉴런을 설정하여 학습했을 때 최상의 분류능력을 보여주었다.

5. 결 론

본 연구에서는 다층구조를 갖는 고차단성의 '하이페리어(HYPERIER)' 소재의 품질검사를 위한 초음파 테스트 장비의 성능향상을 위한 FFT와 PCA, BPNN 알고리즘을 적용한 품질 분류기법을 제안하였다. 제안된 기법의 유용성을 확인하기 위해 실제 측정된 데이터를 기반으로 시뮬레이션을 해보았다. 그 결과 실제 측정된 파형을 이진화된 코드로 분류하기는 어렵지만, 이에 특정 임계값을 설정하여 양부판정이 가능함을 알 수 있다. 이를 통해 제안된 기법의 유용성을 확인하였다.

참 고 문 헌

[1] Y.H.Kim J.K.Baek S.S.Kim, "Development of Real Time Manufacturing Control System for Plastic Extrusion Factories", *Journal of the KIIE(Korean Institute of Industrial Engineers)*, No. 12-2, 254, 1999.

[2] ASTM D6132-04, "Standard Test Method for Nondestructive Measurement of Dry Film Thickness of Applied Organic Coatings Using an Ultrasonic Gage", *ASTM*, 2004.

[3] J.Y. Kim, H.K. Park, et al. "A Microdefects determination method of the Interface by ultrasonic testing imaging processing", *Transactions of the KSAE(The Korean Society of Automotive Engineers)*, Vol.14, No.5, 1992.

[4] Stephane Mallat. "A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(7):674-693, July 1989.

[5] Chui, C.K, "An Introduction to wavelets", *Academic Press*, London, 1992.

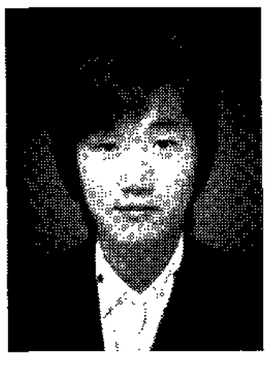
[6] 이현엽, 문경일, "Matlab을 이용한 퍼지-뉴로", *아진출판사*, pp.209-325, 1999.

[7] S. J. Song, "Nondestructive Flaw Classification by Pattern Recognition Approach," *J.of KSNT*, Vol.19, No.5, pp.378-391, 1999.

[8] T. Ganchev, N. Fakotakis, and G. Kokkinakis, "Text-Independent Speaker Verification Based on Probabilistic Neural Networks", *Proc. of the Acoustics*, 2002

저 자 소 개

김성호(Kim Sung-Ho)
1984년 : 고려대 공과대학 학사
1986년 : 고려대 대학원 석사
1991년 : 고려대 대학원 박사
1995~1996년 : JAPAN HIROSHIMA UNIVERSITY, POST-DOC.
1997~현재 : 군산대 전자정보공학부 교수
관심분야 : 고장진단, 공장 자동화, Sensor Network
E-mail : shkim@kunsan.ac.kr



윤성웅(Yun Seong-Ung)
2007년 : 군산대 공과대학 학사
2007년~현재 : 동 대학원 석사과정
관심분야 : 공장 자동화, 임베디드 시스템, 센서 네트워크
E-mail : songung@lycos.co.kr