

초음파신호의 특징 파라미터 및 증거축적 방법을 이용한 콘크리트 강도 분류

論 文

48A - 10 - 22

Pattern Classification of the Strength of Concrete by Feature Parameters and Evidence Accumulation of Ultrasonic Signal

金世東* · 申東煥** · 李泳錫*** · 金成煥§
(S. D. Kim · D. H. Shin · Y. S. Lee · S. H. Kim)

Abstract - This paper presents concrete pattern recognition method to identify the strength of concrete by evidence accumulation with multiple parameters based on artificial intelligence techniques. At first, zero-crossing(ZCR), mean frequency(MEANF), median frequency(MEDF) and autoregressive model coefficient(ARC) are extracted as feature parameters from ultrasonic signal of concrete. Pattern recognition is carried out through the evidence accumulation procedure using distance measured with reference parameters. A fuzzy mapping function is designed to transform the distances for the application of the evidence accumulation method. Results are presented to support the feasibility of the suggested approach for concrete pattern recognition..

Key Words : Pattern recognition method, Artificial intelligence, Evidence accumulation, Concrete quality, Ultrasonic nondestructive testing

1. 서 론

원자력발전소를 비롯한 대부분의 주요 전력구조물을 포함하여 국내외에서 건설되고 있는 구조물의 거의 전부가 콘크리트 구조물로 되어 있다. 따라서, 실제 건설중에 있거나 사용되고 있는 콘크리트구조물에 대한 안전성 확보는 사고에 대비한 보호 측면에서 뿐만 아니라 경제적인 측면에서도 매우 중요하다. 이러한 콘크리트구조물의 안전성 평가를 위해서는 콘크리트 강도 추정, 내부 결함 유무 파악 등이 요구되어, 최근 이러한 목적으로 비파괴시험이 많이 연구되고 있고, 방법에 따라서는 현장에서 유용하게 적용하고 있는 실정이다.

현장 구조물의 콘크리트 강도와 노후 정도 평가 등은 이제까지 표준 공시체 압축강도 시험을 통하여 간접적으로 추정되어 왔으나 콘크리트 타설, 다짐 및 양생 조건의 차이때문에 정확한 추정이 어려우며, 이러한 단점을 보완하기 위하여 사용되는 여러 가지 비파괴시험은 각 방법이 갖는 정확성의 한계 때문에 그 적용이 매우 제한되어 있는 실정이다[1-3].

초음파를 이용한 비파괴검사는 초음파를 정보의 매체로 하여 물체 내부의 정보를 얻는 방법이다. 현재 초음파법으로 효과를 얻고 있는 분야는 의학진단, 강재탐상, 어군탐지 등의 분야가 있다[4]. 이러한 모든 분야는 구성분자가 작고 고밀도로서 밀도

분포가 안정되어 있다. 따라서 파동의 전파가 용이하고 내부결함 검출, 대상물의 위치 평가 등을 정확히 파악하는 것이 가능하다. 이에 반해 콘크리트는 재질의 구성분자가 크고, 밀도가 불균질하며 불특정하기 때문에 초음파의 적용시에는 여러 가지의 문제점이 지적되고 있다[5].

일반적으로 지금 현재 유일하게 사용되고 있는 초음파 속도법은 초음파의 속도를 측정하여 콘크리트의 강도 및 균일성을 조사한다. 이 방법은 콘크리트의 내부 상태에 따라서 초음파의 속도가 달라지는 성질을 이용하는 것으로 콘크리트의 손상 여부를 초음파의 속도를 측정함으로써 판단하는 방법이다. 그러나, 초음파 속도 측정법은 대상 구조물에 따라서 측정이 불가능한 경우도 있고, 측정값의 정확도가 낮은 점 등으로 초음파에 의한 손상, 결함 및 설계강도 추정을 위한 탐상방법의 응용은 제한되어 있고[6-10], 현재까지 초음파신호처리를 이용한 콘크리트 설계강도 추정의 관련 연구 결과는 발표되지 않고 있다.

본 논문에서는 정확한 콘크리트설계강도(이하, 설계강도라 함) 분류를 위해 인공지능기법에 바탕을 둔 증거축적방법에 의한 초음파신호의 패턴인식방법을 제안하였다. 이를 위해 우선 초음파신호의 특징파라미터로 영점교차횟수(ZCR), 평균주파수(MEANF), 중간주파수(MEDF) 및 자기회귀모델계수(ARC)를 사용하였다. 추출된 특징파라미터들의 각각의 특성을 알아보고, 하나의 특징파라미터로 설계강도의 정확한 분류가 어렵다는 것을 보였다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 추출된 다수의 특징파라미터들을 이용하여 설계강도 분류를 증거축적(evidence accumulation) 방법을 통해 수행하였다. 또한, 이 증거축적 방법을 콘크리트 패턴인식에 적용하기 위해 퍼지매핑(fuzzy mapping)함수를 도입하였다. 본 실험에서 설계강도는

* 正 會 員 : 斗源工科大学 助教授

** 正 會 員 : 서울市立大 電子電氣工學部 博士課程

*** 正 會 員 : 淸雲大 電子工學科 專任講師

§ 正 會 員 : 서울市立大 電子電氣工學部 教授

接受日字 : 1999年 7月 23日

最終完了 : 1999年 9月 16日

180, 210, 240, 300, 400 kg/cm²의 5가지 형태로 제작하였으며, 초음파를 입사하고 직접 투과방법에 의하여 반사신호를 측정하였다. 이와같이 본 연구의 목적은 콘크리트의 설계강도별로 제작한 다음, 초음파신호를 각각 수집하여 이 신호로부터 콘크리트강도를 추정해내는 패턴인식 방법의 제시에 그 목적이 있다.

2. 콘크리트 초음파신호의 다중 특징 추출

초음파속도법의 부정확성으로 인하여 근래에는 초음파신호의 여러 가지 정량적 신호처리 해석법이 제안되고 있다[11-13]. 앞에서 언급한 바와 같이 콘크리트는 재료의 구성분자가 크고 불균질하며, 재료의 이종특성으로 인하여 초음파 센서로부터 검출되는 신호는 산란, 변조되고 감쇄된 복합 중첩된 파형이다. 그러므로 이러한 파형으로부터 각 콘크리트 설계강도의 특성을 잘 반영하는 특징 파라미터를 추출하는 것이 매우 중요하다. 특히 패턴 인식 및 분류에 있어서 특징 파라미터의 추출 및 선택의 목표는 패턴 표현의 차원을 줄이고 그 신호들의 분리도를 향상시키는 데 있다. 그러나, 부정확하거나 분리도가 미약한 특징의 추출은 전체적인 인식에 있어서 오인식의 원인을 제공할 수 있기 때문에 분류할 대상의 특징들을 반영하는 최대한의 특징 파라미터를 찾아내는 것도 필요하지만, 불필요한 특징의 추가는 오히려 분류의 효율을 떨어뜨린다.

본 논문에서는 기존의 연구들[14, 15]을 바탕으로 영점교차 횟수, 평균주파수, 중간주파수 그리고 자기회귀모델계수 등의 확률 통계적 파라미터들을 콘크리트 초음파신호의 특징파라미터로 선택하였다.

2.1 시간 및 주파수평면 파라미터

1) 영점교차(zero-crossing : ZCR)

수신된 초음파 신호가 원점을 교차하는 횟수

2) 평균주파수(mean frequency : MEANF)

초음파 신호의 Fourier 분석을 통한 전력스펙트럼(power spectrum)의 평균값을 나타내는 주파수로서 식 (1)과 같다.

$$f_{mean} = \frac{\int_0^f f \cdot S_m(f) df}{\int_0^f S_m(f) df} \tag{1}$$

여기서, $S_m(f)$: 콘크리트 초음파신호의 전력스펙트럼
 f_{mean} : 평균주파수

3) 중간주파수(median frequency : MEDF)

초음파 신호의 Fourier 분석을 통한 전력스펙트럼의 면적을 1/2로 나누는 주파수로서 식 (2)와 같다.

$$\int_0^{f_{med}} S_m(f) df = \int_{f_{med}}^{\infty} S_m(f) df \tag{2}$$

여기서, $S_m(f)$: 콘크리트 초음파신호의 전력스펙트럼
 f_{med} : 중간주파수

2.2 자기회귀 모델계수

자기회귀 모델계수(autoregressive model coefficients : ARC)는 이산 신호가 주어질 때, 그 신호를 특정 매개변수를 이용하여 표현하는 효율적인 기법중의 하나[16]로서 수집된 신호를 AR모델링 한 후, 정해진 차수(order)에 따라 파라미터를 추정하여 이 신호의 특징을 표현하는 것이다.

콘크리트 신호는 비안정 신호이지만, 자기회귀 모델을 이용하여 선형 예측계수를 추정하여 보면, 매개 변수의 시간에 따른 변동범위가 비교적 적으며, 또한 각 신호의 시간 평균으로 계산된 통계적 성질이 각 구간에서 크게 변화하지 않는 단 구간에서는 비교적 안정된 신호라고 볼 수 있으므로 선형 모델링이 가능하다 하겠다. 초음파신호를 자기회귀 모 $y(n-k)$ 모델링할 때, 각 샘플 $y(n)$ 은 식 (3)과 같이 과거의 샘플에 대한 독립적인 오차 $w(n)$ 을 합한 선형 조합으로 표시된다.

$$\begin{aligned} y(n) &= \hat{y}(n) + w(n) \\ &= - \sum_{i=1}^m a_i y(n-i) + w(n) \end{aligned} \tag{3}$$

$; n = 0, 1, 2, \dots, N-1$

여기서, $y(n)$ 은 자기회귀모델로 표현된 콘크리트 초음파신호의 샘플, $\hat{y}(n)$ 은 추정 신호, a_i 는 자기회귀모델 계수, m 은 모델의 차수 그리고, $w(n)$ 은 예측오차로서 평균이 0, 분산이 σ^2 인 백색잡음(white noise)을 나타내며, 식 (4)와 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} w(n) &= y(n) - \hat{y}(n) \\ &= y(n) + \sum_{i=1}^m a_i y(n-i) \\ &= \sum_{i=0}^m a_i y(n-i), \quad a_0 = 1 \end{aligned} \tag{4}$$

자승예측오차를 최소로 가져가도록 AR 파라미터 a_i 를 결정한다면 추정 신호 $\hat{y}(n)$ 은 원신호 $y(n)$ 에 가장 가까워지므로 식 (4)의 양변에 자승합의 형태로 수식을 표현하면 아래와 같이진다.

$$E = \sum_{n=0}^{N-1} w(n)^2 = \sum_{n=0}^{N-1} \left(y(n) + \sum_{i=1}^m a_i y(n-i) \right)^2 \tag{5}$$

자승합 E 가 0이 되도록 식(5)에서 각각의 AR 파라미터 a_i 로 편미분을 하면 아래의 식 (6)와 같다.

$$\frac{\partial E}{\partial a_i} = 0, \quad 1 \leq i \leq m \tag{6}$$

식 (5)와 식(6)에 의해 아래와 같은 원신호 $y(n)$ 이 자기상관 함수 $R(i)$ 와 AR 파라미터에 의한 행렬형태의 식 (7)로 나타낼 수 있으며,

$$\begin{bmatrix} R(0) & R(1) & \cdots & R(m-1) \\ R(1) & R(0) & \cdots & R(m-2) \\ R(2) & R(1) & \cdots & R(m-3) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R(m-1) & R(m-2) & \cdots & R(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} R(1) \\ R(2) \\ R(3) \\ \vdots \\ R(m) \end{bmatrix} \quad (7)$$

여기서, 자기상관함수 $R(i)$ 는 식 (8)과 같다.

$$R(i) = \sum_{n=0}^{N-1-i} y(n)y(n+i) \quad (8)$$

이와 같이 입력되는 신호의 정보는 차수 m 에 따른 AR 파라미터 a_i 를 추정함으로써 간단하게 표현할 수 있다. AR모델의 파라미터를 결정하는 방법에는 여러 가지가 있으나, 본 논문에서는 먼저 Akaike[17]의 FPE(final prediction error) 테스트를 수행하여 최적의 차수를 결정하였고, 식(8)의 결과식을 효율적으로 계산할 수 있는 Levinson 알고리즘을 이용해 AR모델 파라미터를 추정하였다[18].

다음의 식 (9)는 최적의 모델 차수를 결정하기 위한 Akaike의 FPE 테스트이다.

$$FPE_m = e_m \left(\frac{N+m+1}{N-m-1} \right) \quad (9)$$

$$e_m = \hat{\sigma}^2$$

N 은 데이터 개수이며, m 은 모델 차수, e_m 은 예측오차의 전력을 나타내며, 식(9)에서 FPE_m 이 가장 작은 값을 가질 때의 m 은 AR 파라미터의 차수로 결정된다. 본 논문에서는 이와 같은 AR 모델링을 이용하여 적은 수의 파라미터로서 콘크리트 초음파신호의 파형 정보를 표현하였다.

2.3 Dempster-Shafer의 증거 축적 이론

Dempster-Shafer의 증거축적이론[19][20][21]은 대표적인 불확실성 추론 방법인 MYSIN (감염증 진단전문가시스템) 모델에 근거를 둔 전문가시스템에서 채용하고 있는 증거 축적 또는 결합 방법들에서 오는 결점들을 해결하였다. 예를 들면, 반대되는 증거들의 결합에서 나타나는 결점이다. 이는 증거들을 결합하는 과정에서 모순되는 증거들의 가중치가 클수록 그 결합의 결과에서 나타나는 확실도가 커진다는 것이다. 이러한 사실은 원하는 결과와는 정반대되는 모순이다. 원래 증거들을 결합할 때, 반대되는 증거값이 나타나면 모순되는 증거의 가중치가 커지게 된다. 그러므로, 이러한 모순되는 증거의 가중치가 커지게 되면 이는 판별시의 확실도가 작아지게 되는 것이다.

본 논문에서 채용한 Dempster-Shafer의 증거축적이론은 이러한 증거들의 결합에서 오는 결점들을 해결할 뿐만 아니라 적절한 모순되는 증거들의 축적을 통하여 보다 좋은 확실도 추정을 제공한다.

Dempster-Shafer의 증거 축적이론에서는 ef (evidence for), ea (evidence against), n (neutral evidence), x (contradictory

evidence)의 4가지 구성 요소가 사용된다. ef 는 주어진 값이 그 사건에 대한 긍정적인 증거가 될 때 값을 가지며, ea 는 그 반대의 경우에 값을 가진다. 그리고, n 은 중립적인 증거를 나타내며, x 는 증거 축적 절차가 진행되면서 생기는 모순이 되는 증거값을 나타낸다. 그림 1은 증거 축적 절차를 나타낸 것이다. 그림에서 첨자 (a) ~ (c) 등은 특정 파라미터(ZCR, MEANF, MEDF, ARC)를 나타낸다. 각 클래스(class) 마다 그림의 과정을 수행해서 가장 큰 ef 값을 나타내는 클래스를 분석용 초음파신호에 대응되는 콘크리트 강도로 판단한다.

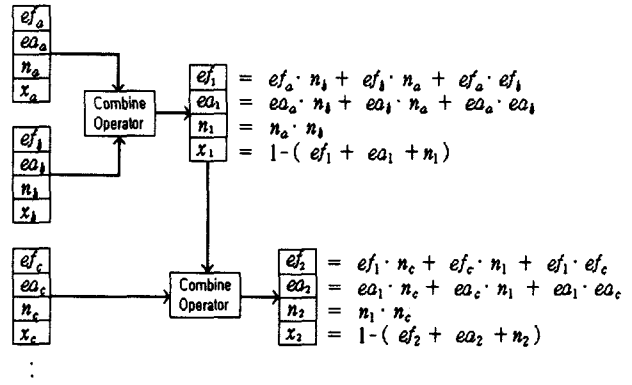


그림 1 증거축적절차

Fig. 1 Evidence accumulation procedure

2.4 퍼지매핑함수

본 논문에서 콘크리트 설계강도를 추정, 분류하기 위해 앞에서 제안한 특징 파라미터들을 각 설계강도별 샘플 초음파신호로부터 추출한다. 이렇게 추출된 특징 파라미터들을 기준 파라미터로 저장하고 이들의 확률적 특성, 즉 중심값과 분산을 구하여 저장한 후 그 중심값과 특징 파라미터들과의 거리를 구하여 그 분포와 최대값을 구하여 벡터로 저장한다. 여기서 최대값을 구하는 이유는 퍼지매핑함수에서 사용하기 위한 것이다. 그 다음 이러한 기준 파라미터들을 가지고 실험에 사용된 실제의 설계강도별 초음파신호로부터 추출된 특징 파라미터들과의 거리를 구한다. 여기서는 벡터들과의 거리에 잘 쓰이는 유클리드 거리(euclidean distance)를 사용한다. 이렇게 하여 구해진 거리들을 본 논문에서 채용한 Dempster-Shafer의 증거축적이론에 적용하기 위해 퍼지매핑함수를 설계하였다. 설계된 퍼지매핑함수를 이용하여 거리들을 변형시켜 Dempster-Shafer의 증거 축적 이론을 적용한다. 이를 위해 본 논문에서는 식 (10)과 같은 퍼지매핑함수를 설계하였다[21].

$$f(d) = \begin{cases} \sqrt{d/MAX} & 0 \leq d \leq MAX \\ \frac{2}{1 + \exp(MAX - d)} & d \geq MAX \end{cases} \quad (10)$$

여기서, MAX 는 콘크리트 초음파신호로부터 측정된 각 설계강도별 각 기준 파라미터들의 중심값과 각 특징 파라미터들과의 거리들의 최대값이다. 이처럼 각 설계강도별 콘크리트 초음파신호로부터 측정된 파라미터들을 기준으로 퍼지매핑함수를

결정한 이유는 초음파신호는 설계강도에 종속적이기 때문에 이러한 콘크리트로부터 측정된 파라미터를 이용하여 증거에 적용하는 것은 타당하다. 식 (10)을 그림으로 표현하면 그림 2와 같다.

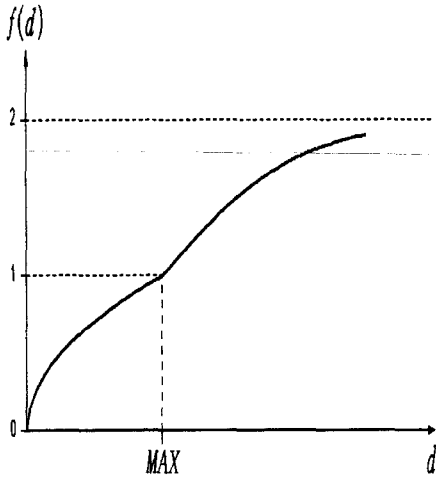


그림 2 퍼지매핑함수
Fig. 2 Fuzzy mapping function

그림 2에서 보듯이 거리 $f(d)$ 값이 MAX 값을 경계로 기울기가 급격하게 변하는 것은 각 설계강도들의 경계선 부분에서 함수값의 차이를 많이 두어서 인식에 도움을 주기 위함이다. 이러한 퍼지매핑함수에 의하여 측정된 거리들은 0과 2사이의 값을 갖게 된다. 이렇게 바뀐 거리들을 각 압축강도에 대한 증거들로 표현하기 위해서는 또 한번의 변환식이 필요하다. 식 (10)에 의해서 변형된 각 파라미터의 거리들을 식 (11)에 의해서 각 증거의 구성요소로 바뀐다.

$$\begin{cases} ef = 1 - f(d), & n = 1 - ef & 0 \leq d \leq MAX \\ ea = f(d) - 1, & n = 1 - ea & d \geq MAX \end{cases} \quad (11)$$

식 (11)에서 보는 바와 같이 측정된 거리 d 값이 작을 경우에는 입력으로 들어온 파라미터의 값이 대상 설계강도의 증거라고 볼 수 있다. 그래서 그 거리만큼의 ef 값과 그에 따른 n 값이 존재하게 된다. 즉, 거리 d 가 0에 가까울수록 ef 값은 1로 접근하여 대상 설계강도의 증거가 매우 큼을 나타내며, 반대로 거리 d 가 MAX 값에 접근하면 n 값이 1로 접근하여 역시 중립적인 성격을 띄게 된다. 이와같이 각 파라미터에 따른 각 설계강도 클래스(class)에 대한 증거 경계치가 결정된다. 그림 3은 2차원 분포에서의 3가지 클래스들의 증거 경계의 예를 나타낸다.

그림 3에서 $X1$ 과 $X2$ 는 2가지 특징파라미터를 의미한다. 각 경계선 내부에서는 각 클래스의 각 파라미터에 대한 ef 값이 존재하게 되고, 그 외부에서는 각각 ea 값이 존재하게 된다. 그리고, 각 증거들의 공통된 부분들에서는 증거축적 절차가 진행되면서 가장 큰 증거값을 가진 클래스가 결정된다. 이렇게 하

여 앞에서 추출한 특징파라미터들 즉, 영점교차횟수, 평균주파수, 중간주파수, 자기회귀모델계수를 이용하여 증거축적방법을 적용하게 되면 이들 특징파라미터들의 종류인 4가지에 해당하는 4차원의 증거 경계가 생성된다.

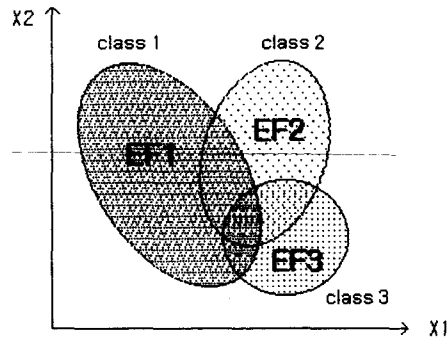


그림 3 각 클래스의 증거 경계
Fig. 3 Evidence boundary of each class

이들 4가지 파라미터를 이용하여 임의의 설계강도에 해당하는 콘크리트 초음파신호가 들어왔을 때 이미 저장하고 있는 기준 파라미터들과 이들 파라미터들과의 거리를 측정하여 퍼지매핑함수를 통하여 변형시키고, 다시 증거들의 구성요소로 변형시킨 다음 증거축적절차를 행하게 된다. 이 증거축적절차는 결합법칙과 교환법칙이 성립하므로 순서에 관계없이 4가지 파라미터에 대해 수행하게 된다. 마지막으로 구해진 구성요소들중에서 가장 큰 ef 값을 갖는 증거를 가진 설계강도가 최종적으로 인식되는 설계강도가 된다.

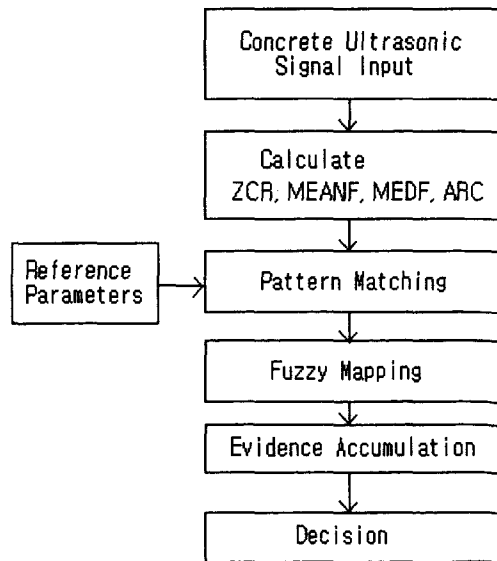


그림 4 콘크리트 초음파신호의 설계강도 분류를 위한 제안된 알고리즘 순서도

Fig. 4 Flowchart of the proposed algorithm for the classification of the designed strength of concrete from ultrasonic signals acquired.

즉, 설계된 퍼지매핑함수를 이용하여 거리들을 변형시켜 Dempster-Shafer의 증거 축적이론을 적용한다. 마지막으로 각 설계강도별 파라미터별 증거 축적 절차를 수행한 후 최종적으로 설계강도를 판별하는 것이다.

그림 4는 앞에서 설명한 콘크리트 초음파 신호의 설계강도 분류를 위한 일련의 과정을 알고리즘 순서도로 나타낸 것이다. 콘크리트 시편은 강도마다 5개의 시편을 제작하였고 그중 3개를 기준파라미터 설정을 위해 사용하였으며 2개의 시편을 시험 대상으로 하였다. 각 시편별로 10개씩 신호를 받아서 기준패턴과 시험신호로 했다. 기준패턴은 각각의 설계 강도별로 30개의 신호로부터 특징 파라미터들을 구하고 평균값을 취하여 기준파라미터로 설정했다.

3. 실험 및 결과 고찰

3.1 실험 방법

콘크리트는 수경성(水硬性)시멘트와 물과 섞어 비빈 반죽이 모래(잔골재), 자갈 또는 깬돌(굵은 골재)과 함께 굳어서 일체로 된 것이며, 이것은 적절한 배합과 충분한 혼합으로 단단한 콘크리트가 된다. 이와 같은 콘크리트는 그 제작과 양생 과정에 있어 주변 환경의 변화에 민감한 특성을 갖고 있다.

일반적으로 콘크리트시편은 KSL5201(포틀랜드 시멘트)과 ASTM C150 규정에 따라 시멘트, 물 및 골재를 일정한 비율로 섞은 후 22 ~ 24 °C의 수중에서 28일 동안 양생 과정을 거친 것을 사용하고 있다. 본 연구에서 제작한 콘크리트 시편은 180, 210, 240, 300 및 400 kg/cm²의 콘크리트 시험시편을 제작하였다. 각 시편의 재료 특성은 표 1과 같고, 사진 1에 실험에 사용된 전체 시편의 모양을 보여주고 있다.

표 1 본 실험에서 사용된 콘크리트 시편의재료특성
Table 1 Material specifications of concrete specimen used in this experiment

Designed strength	Concrete cube	Mix ratio W/C[%]	Aggregate size[mm]
180kg/cm ²	φ 15×30cm	55.1	25
210kg/cm ²	φ 15×30cm	51.1	25
240kg/cm ²	φ 15×30cm	47.1	25
300kg/cm ²	φ 15×30cm	41.1	25
400kg/cm ²	φ 15×30cm	35.0	19

비고) W/C : Water cement weight-ratio

다음으로 제작한 시편으로부터 초음파 신호를 얻기 위하여 그림 5와 같은 데이터수집장치를 구성하였다. 초음파 탐상기는 PUNDIT MARK IV를 사용하였고, 이 장비는 탐촉자(발신자 및 수신자)와 본체로 구성되며, 본체 장치에는 펄스발진기, 전원부, 증폭기부, 동기회로와 표시부로 되어 있다. 압전소자를 이용한 발신자와 수신자의 정격주파수는 54 kHz이고, 외경이 50 mm이다. 각 탐촉자는 수신단과 송신단으로 분리되어 시편의 양쪽 끝의 중앙에 위치시키고, 탐촉자와 콘크리트 사이에 초음파의 통과를 좋게 하기 위해서 그리스(grease)를 바른 상태에서 측정하였다.

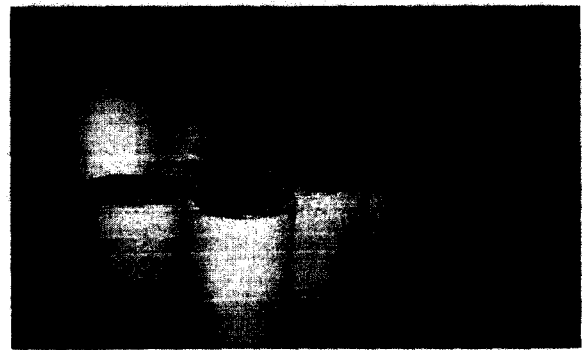


사진 1 제작된 콘크리트시편
Photo 1 manufactured concrete specimen

수집된 데이터는 발신자와 수신자의 출력단으로부터 디지털 오실로스코프(LeCroy 9310AM)의 입력단으로 들어가 2.5 MHz로 샘플링한 후 IBM-PC에 송신하여 신호해석 소프트웨어로 처리되도록 하였다. IBM PC로 송신된 데이터는 처리되기 전단에서 차단주파수가 64kHz 8차인 버터워스(Butterworth) 저역 통과필터를 거치게하여 잡음성분을 줄인 상태에서 신호처리를 행하였다. 또한, 각각의 시험 시편마다 초음파 신호 수집과 동시에 초음파 탐상기로부터 전파속도를 기록하였다.

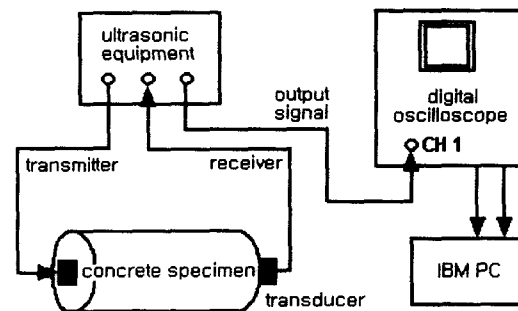
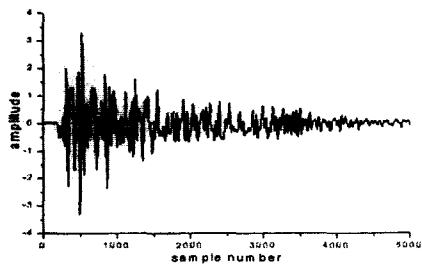
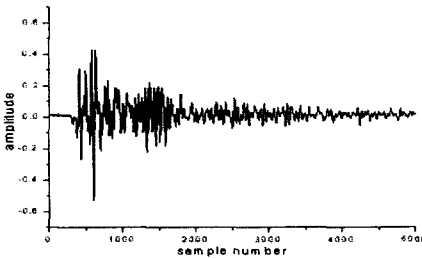


그림 5 실험장치(초음파탐상기 : PUNDIT MARK IV, 탐촉자 : 54 kHz 중심주파수, 오실로스코프 : Lecroy 9310AM)
Fig. 5 Experimental setup(ultrasonic unit : PUNDIT MARK IV, transducer : 54kHz center frequency, oscilloscope : Lecroy 9310AM)

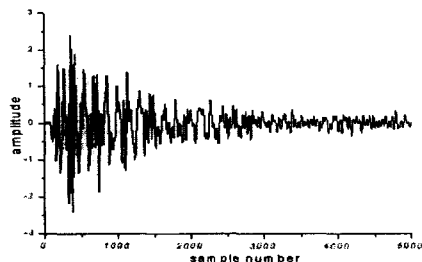
그림 5와 같은 초음파 데이터수집장치로부터 획득된 초음파 신호는 그림 6과 같다. 각 제작된 콘크리트 정상시편에서 수집된 전형적인 초음파신호이며, 초음파신호는 시간이 지나면서 감쇠하는 양상을 보이고 있다. 54 kHz의 초음파 발신신호에 대하여 콘크리트의 이종 특성 및 내부 미세한 크랙의 발생에 의해서 산란, 반향된 신호의 복합으로 수신신호가 이루어져 있음을 보여주고 있다. 그림 6에서 보는 바와 같이 초음파신호는 매우 복잡하고 비안정한(nonstationary) 신호이기 때문에 시계열(time series) 신호 자체로는 분석이 불가능할 뿐만 아니라 각 설계강도별 분류도 불가능하다.



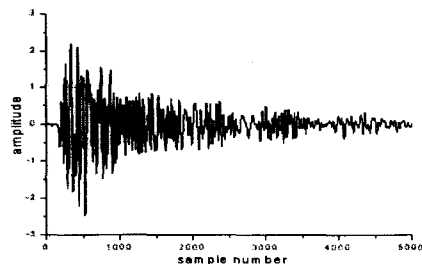
(a) 180 kg/cm²



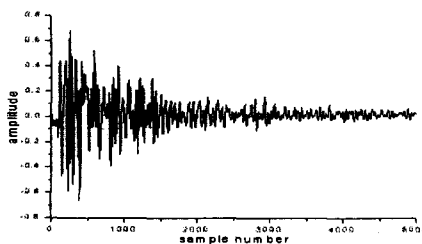
(b) 210 kg/cm²



(c) 240 kg/cm²



(d) 300 kg/cm²



(e) 400 kg/cm²

그림 6 콘크리트 설계강도별 초음파신호
Fig. 6 Ultrasonic signals on the designed strength of concrete

그러므로, 이러한 초음파 신호의 설계강도별 특성을 잘 반영하여 패턴 분류가 가능하게 하는 특징의 추출이 매우 중요하다 하겠다.

3.2 결과 고찰

1) 초음파 속도법 측정결과 : 일반적으로 사용되고 있는 초음파 속도법은 펄스 전송시간을 측정하는 방법으로 발신자로부터 발신된 초음파가 수신자에 도달할 때까지의 시간차를 구하고, 전파거리를 시간차로 나누어 매체의 전파속도를 산출한다. 이 방법은 콘크리트의 내부 상태에 따라서 초음파의 속도가 달라지는 정질을 이용하는 것으로 전파시간 및 전파속도를 근간으로하여 콘크리트의 강도와 내부 결함을 추정한다.

표 2는 제작된 콘크리트의 정상시편으로부터 전파속도를 측정된 것이다. 강도기준에 의하면 전부 정상적인 것으로 판단되었으나, 표준편차를 고려할 때 초음파속도법 자체로는 콘크리트의 강도를 분별할 수는 없었다.

표 2 콘크리트 정상시편의 초음파속도

Table 2 Ultrasonic pulse velocity of normal specimen

Design Strength	180 kg/cm ²	210 kg/cm ²	240 kg/cm ²	300 kg/cm ²	400 kg/cm ²
Pulse Velocity	4052 ±137%	3950 ±98%	4190 ±114%	4480 ±107%	4550 ±72%

2) 특징 파라미터의 추출결과 : 그림 7은 각 설계강도별 초음파신호의 특징파라미터들에 대한 기준값의 변화를 나타낸다. 특징파라미터들의 기준값을 산출하기 위하여 데이터 길이는 0.4 msec 구간을 처리하였으며, 그 구간에서 콘크리트 초음파신호의 영점교차횟수를 구하였고, 주파수 파라미터인 평균주파수와 중간주파수를 구하였다. 파라미터해석 결과, 영점교차횟수, 평균주파수 및 중간주파수의 파라미터는 일정한 양상을 나타내지 않고 임의적으로 나타내고 있음을 알 수 있다. 또한, 그림 8은 각 설계강도별 샘플 초음파신호의 주파수에 따른 전력스펙트럼을 나타낸다. 그림의 전력스펙트럼에서 데이터의 길이는 0.4 msec 구간을 설정하였다. 윈도우 함수는 해밍(Hamming) 윈도우를 사용하였다. 그림 8에서 보는 바와 같이 초음파신호는 대부분의 정보가 약 0 ~ 80 kHz에 모여 있다.

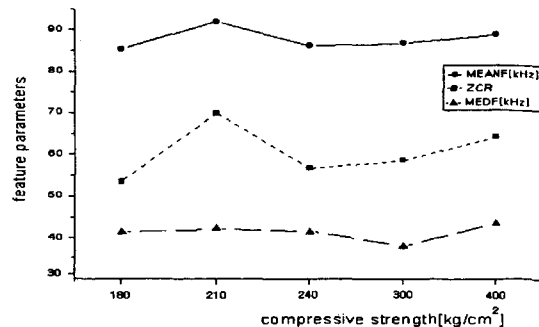
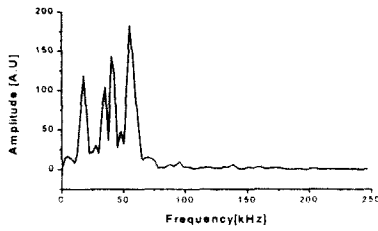
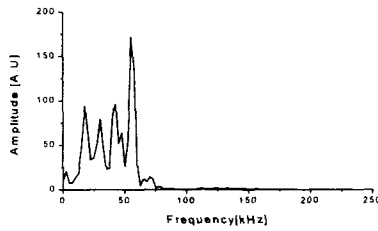


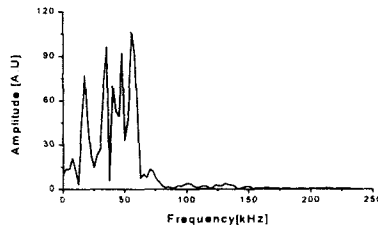
그림 7 설계강도별 특징파라미터의 변화
Fig. 7 Variation of feature parameters with respect to the designed strength



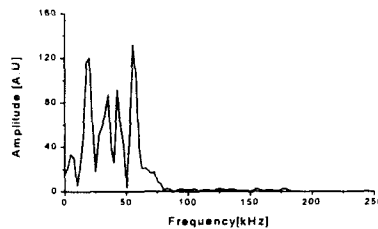
(a) 180 kg/cm²



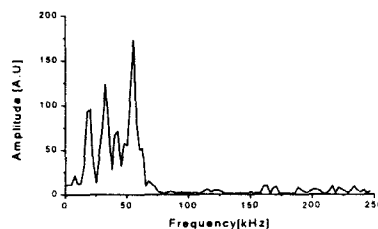
(b) 210 kg/cm²



(c) 240 kg/cm²



(d) 300 kg/cm²



(e) 400 kg/cm²

림 8 설계강도별 초음파신호의 전력스펙트럼
g. 8 Power spectrum of concrete ultrasonic signals on the designed strength

그 침두치의 경우도 54 kHz를 중심으로 분포되어 있는 것을 수 있다. 그러나, 설계강도에 따른 침두주파수 부근의 주변 파수 분포양상이 일정한 규칙을 갖고 있지 않음을 보여주고

있다.

이와같이 콘크리트 초음파신호의 설계강도 분류는 신호 자체의 영점교차나 전력스펙트럼으로도 어렵다는 것을 알 수 있다. 그러므로, 콘크리트 초음파신호의 패턴 분류를 위해서는 초음파신호의 특징을 잘 반영하는 특징을 추출한 다음, 이를 적절히 조합하여 다음과 같이 패턴 인식하는 것이 바람직하다 하겠다.

3) 증거추적이론을 이용한 콘크리트 초음파신호 패턴인식 결과 : 콘크리트 초음파신호의 패턴분류 실험은 자기회귀모델 계수를 이용한 거리측정 방법과 추출된 다수의 특징 파라미터들을 가지고 앞에서 설명된 증거추적 방법을 이용한 것이다. 이 방법에서 사용한 거리측정 방법은 미리 추출한 기준 파라미터(reference parameter)들과 실험에서 추출한 파라미터들과의 유클리드 거리들을 가지고 최소 거리를 나타내는 데이터를 그 콘크리트 설계강도의 패턴으로 판별하는 것이다. 또한 다수의 파라미터들을 가지고 거리측정 방법을 사용한 경우는 각 파라미터들로부터 계산한 기준 파라미터들과의 거리를 정규화(normalize)시킨 후 이들을 합하여 최소값을 갖는 데이터를 찾아서 그 설계강도로 인식하였다. 표 3은 콘크리트 설계강도별 증거추적 절차의 예를 나타낸다. 콘크리트 초음파신호의 패턴 분류 실험에 사용된 초음파신호는 각 설계강도별로 20회씩 측정된 데이터이다. 추적되는 증거들은 Dempster-Shafer의 증거추적 이론에 사용되는 4가지 구성요소인 (*ef, ea, n, x*)로 표현된다. 그림 9는 표 3에 대응하는 증거추적 과정에 따른 증거 *ef*의 변화치를 나타내고 있다. 표 3과 그림 9에서 보는 바와 같이 증거 추적 초기에는 설계강도 400 kg/cm²에 대한 증거값이 설계강도 210 kg/cm²의 증거값보다 강하게 작용하고 있다.

표 3 증거 추적 절차(시편 : 210 kg/cm²) (*ef, ea, n, x*)

Table 3 Evidence accumulation procedure (specimen : 210 kg/cm²) (*ef, ea, n, x*)

Designed strength Pa-rameters	180 kg/cm ²	210 kg/cm ²	240 kg/cm ²	300 kg/cm ²	400 kg/cm ²
	ZCR	(0, 1, 0, 0)	(0.365, 0, 0.635, 0)	(0, 0.291, 0.709, 0)	(0, 0.935, 0.065, 0)
MEANF	(0.394, 0, 0.606, 0)	(0.737, 0, 0.263, 0)	(0.303, 0, 0.697, 0)	(0.096, 0, 0.904, 0)	(0.348, 0, 0.652, 0)
MEDF	(0.095, 0, 0.905, 0)	(0.580, 0, 0.420, 0)	(0, 0, 1, 0)	(0, 1, 0, 0)	(0.840, 0, 0.160, 0)
ARC	(0, 0.018, 0.982, 0)	(0, 0, 1, 0)	(0, 0.013, 0.987, 0)	(0, 0.017, 0.983, 0)	(0, 0.104, 0.896, 0)
Accumulated Evidence	(0.444, 0.010, 0.538, 0.008)	(0.930, 0, 0.070, 0)	(0.212, 0.209, 0.487, 0.091)	(0, 0.904, 0, 0.096)	(0.862, 0.004, 0.034, 0.100)

그러나, 증거가 축적됨에 따라 설계강도 210 kg/cm²의 증거값의 기울기가 계속 양수를 유지하면서 최종적으로 가장 증거값이 크게 나타나고 있음을 보여준다. 이것의 의미는 비록 다른 설계강도에 대한 거리차에 의한 증거값이 부분적으로는 해당 설계강도에 대한 증거값보다 클지라도 증거 경계치를 기준으로 차이를 크게 들으로써 해당 설계강도의 초음파신호의 거리차에 의한 증거값이 결국에는 가장 크게 되어 그 설계강도를 제대로 인식하게 되는 것이다.

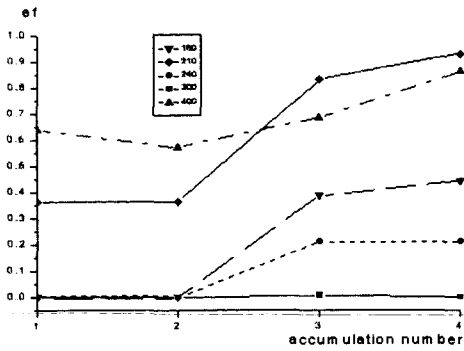


그림 9 증거축적과정에 따른 ef값(시편 : 210kg/cm²)
 Fig. 9 Value of ef with evidence accumulation(specimen : 210kg/cm²)

콘크리트 설계강도 분류에 있어서 제안한 방법의 유용성을 평가하기 위해 기존의 거리측정에 의한 초음파신호의 패턴인식 방법들과 오인식률(recognition error rate)을 비교하였다. 오인식률 비교 실험은 위에서 언급한 다른 세가지 방법, (가)자기회귀모델계수를 이용한 거리측정방법과 (나)선정된 다수의 특징 파라미터를 이용하여 측정된 거리들의 합으로 판정하는 경우, 그리고 (다)본 논문에서 제안한 다수의 특징 파라미터들을 가지고 증거축적 방법을 이용한 경우로 분류하여 행하였다.

오인식률 분석 결과, 표 4에서 보는 바와 같이 본 논문에서 제안한 증거축적 방법을 이용한 콘크리트 설계강도 분류가 기존의 분류방법보다 약 16%(0.34 - 0.18) 개선 효과를 나타내었으며, 전체적으로 82%의 패턴인식률을 보였다.

따라서, 본 논문에서 제안한 방법이 같은 조건에서 더 정확한 패턴 인식이 적용될 수 있음을 보여 주었고, 또한 정확하지 않은 불확실한 특징 파라미터들이 포함된 경우에도 다른 파라미터들을 이용하여 보다 안정적인 패턴 분류가 이루어짐을 확인하였다.

표 4 오인식률 (오인식 회수/실험회수)

Table 4 Recognition error rate (number of error / number of experiment)

Method	가	나	다
Strength			
180 kg/cm ²	0.35 (7/20)	0.70 (14/20)	0.40 (8/20)
210 kg/cm ²	0.30 (6/20)	0.65 (13/20)	0.10 (2/20)
240 kg/cm ²	0.55 (11/20)	0.45 (9/20)	0.15 (3/20)
300 kg/cm ²	0.25 (5/20)	0.30 (6/20)	0.05 (1/20)
400 kg/cm ²	0.25 (5/20)	0.25 (5/20)	0.20 (4/20)
Total	0.34 (34/100)	0.47 (47/100)	0.18(18/100)

4. 결 론

본 논문에서는 정확한 콘크리트 설계강도 분류를 위해 인공지능기법에 바탕을 둔 증거축적방법에 의한 초음파신호의 패턴 인식방법을 제안하였다. 이를 위해 우선 초음파신호의 특징파

라미터로 영점교차횟수, 평균주파수, 중간주파수 및 자기회귀모델계수가 선정되어 추출되었다. 추출된 특징파라미터들의 각각의 특징을 알아보고, 하나의 특징파라미터로 설계강도의 정확한 분류가 어렵다는 것을 보였다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 추출된 다수의 특징파라미터들을 이용하여 설계강도 분류를 증거축적방법을 통해 수행하였다. 또한, 이 증거축적방법을 콘크리트 패턴인식에 적용하기 위해 퍼지매핑함수를 도입하였다.

콘크리트 설계강도 분류에 있어서 제안한 방법의 유용성을 평가하기 위해 기존의 거리측정에 의한 초음파신호의 패턴인식 방법들과 오인식률을 비교하였다. 증거축적 방법을 이용한 콘크리트 설계강도 분류가 기존의 분류방법보다 약 16% 개선 효과를 나타내었으며, 전체적으로 82%의 패턴 인식률을 보였다.

콘크리트 설계강도 분류를 위해 본 논문에서 제안한 알고리즘이 다수의 특징파라미터를 효율적으로 이용하여 기존의 패턴 분류 알고리즘보다 안정적인 패턴 분류가 이루어짐을 확인하였다. 이는 콘크리트 구조물에 대한 설계강도 및 노후 정도 평가 등의 정량적 해석의 가능성을 제시하였다. 본 논문은 초음파 신호처리기술을 이용한 콘크리트 구조물의 건전성 평가에 기초 기술을 제공하는 것으로 콘크리트구조물 해석에 대한 다양한 분야에 응용이 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] W. Grabendorfer, M. Gregor, Ultrasonic Testing of Materials, Springer-Verlag Berlin, 1990
- [2] R. A. Muenow, the correlation of compressive strength with the velocity of sound propagation through concrete, 1967
- [3] C. N. S. Electronics Ltd, PUNDIT manual for use with the portable ultrasonic nondestructive digital indicating tester Mark IV
- [4] G. L. Gooberman, Ultrasonics ; theory and application, Hart publishing company INC., 1968
- [5] A. M. Neville, Properties of concrete, Pitman, 1981
- [6] Tomsett, H. N, "Practical use of ultrasonic pulse velocity measurements in assessment of concrete quality," Magazine of concrete research(London), Vol. 32, No. 110, Mar. 1984
- [7] R. H. Elvery and J. A. Forrester, Non-destructive Testing of Concrete, 1971
- [8] R. H. Elvery, Estimating Strength of Concrete in Structures, 1973
- [9] H. N. Temset, The Ultrasonic Pulse Velocity Method of Test for Concrete in Structures, Cement and Concrete Association, 1977
- [10] T. N. Claptor and W. A. Ellingson, Development of ultrasonic methods for the nondestructive inspection of concrete, Ultrasonics International Conference, Canada, July, pp.12-14, 1983
- [11] N. J. Carino, Laboratory study of flaw detection in concrete by the pulse-echo method, Proc. Int. Conf. on

- In Situ/NDT Testing of Concrete, Oct., Canada, 1984
- [12] P. Daponte and R. S. Olivito, Crack detection measurements in concrete, in Proc. of Microcomputer Application Conf., LA, Dec. pp.14-16, 1989
- [13] X. P. Maldague, Advances in signal processing for nondestructive evaluation of materials. Kluwer academic publishers, 1993
- [14] 김세동, 이진, 이영석, 김성환, 콘크리트부재의 정량적 해석을 위한 초음파신호처리, 신호처리합동학술대회 제 9권 1호, 1996
- [15] 김세동, 이진, 이영석, 김성환, 초음파법에 의한 콘크리트 압축강도 평가방법에 의한 연구, 서울시립대 수도권개발연구소, 1996
- [16] W. Gersch, D. R. Sharpe, "Estimation of Power Spectra with Finite-order Autoregressive Models", IEEE trans. Automation Control, Vol. 5, pp.367-369, 1973
- [17] H. Akaike, "Fitting Autoregressive models for prediction", Annals Inst. Statis. Math., Vol. 21, pp. 243-247, 1969
- [18] S. J. Orfanidis, Optimum signal processing : An Introduction, Macmillan, Newyork, pp.195-318, 1985
- [19] Yager R. R., Fedrizzi M., Kacprzyk J., Advances in the Dempster-Shafer Theory of Evidence, Wiley & Sons Inc. 1994
- [20] Gordon J., Shortliffe E. H., Dempster-Shafer Theory of Evidence. Rule-Based Expert systems, Addison Wesley, 1984
- [21] Sang-Hui Park and Seok-Pil Lee, "EMG Pattern Recognition Based on Artificial Intelligence Techniques", IEEE Transactions on Rehabilitation Eng., Vol. 6, NO. 4, Dec., pp.400-405, 1998

저 자 소 개



김 세 동 (金世東)

1956년 3월 3일 생. 1981년 한양대학교 공과대학 전기공학과 졸업, 동대학원 전기공학과(석사) 졸업, 1997년 서울시립대학교 전자전기공학부 박사과정 수료, 건축전기설비기술사. 1980~1984년 한국전력공사 수화력건설부 근무. 1984~1997년 한국건설기술연구원 수석연구원. 1997~1999년 현재 두원공과대학 전기과 조교수
Tel : (0334) 670-7167, Fax : (0334) 670-7161,
E-mail : kimse@doowon.ac.kr)



신 동 환 (申東煥)

1967년 9월 25일 생. 1992년 서울시립대학교 전자공학과 졸업. 1996년 동 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1998년~현재 동 대학원 전자공학과 박사과정. 1992년~1994년 LG전자근무. 1996년~현재 체육과학연구원 시스템개발팀 연구원 근무.
Tel : (02) 970-9558, Fax : (02) 970-9502,
E-mail : dhshin@sports.re.kr)



이 영 석 (李泳錫)

1968년 2월 13일 생. 1993년 서울시립대학교 전자공학과 졸업. 1995년 동대학원 전자공학과(석사) 졸업. 1998년 동대학원 전자공학과(박사) 졸업, 1998년~현재 청운대학교 전자공학과 전임강사.
Tel : (0451) 630-3288, Fax : (0451) 634-8700,
E-mail: yslee@cwunet.ac.kr)



김 성 환 (金成煥)

1952년 6월 12일 생. 1975년 2월 연세대학교 전기공학과 졸업. 1980년 2월 연세대학교 대학원 전기공학과(공학박사). 1977~1982년 대전 기계창. 1982년~현재 서울시립대학교 전자·전기공학부 교수.
Tel : (02) 2210-2449, Fax : (02) 2249-6802,
E-mail: shkim1@uoscc.uos.ac.kr)