

인공지능 기법에 의한 콘크리트 강도 추정

Estimation of Concrete Strength Based on Artificial Intelligence Techniques

김 세 동*, 신 동 환**, 이 영 석***, 노 승 용****, 김 성 환****

(Se Dong Kim*, Dong Hwan Shin**, Young Seok Lee***,

Seung Ryong Rho****, Sung Hwan Kim****)

요 약

본 논문에서는 정확한 콘크리트 설계강도 분류를 위해 인공지능기법에 바탕을 둔 증거축적방법에 의한 초음파신호의 패턴인식방법을 제안하였다. 이를 위해 우선 초음파신호의 특징파라미터로 분산, 영점교차횟수, 평균주파수, 자기회귀모델 계수 및 선형 캡스트럼계수를 추출하였다. 추출된 특징파라미터들의 각각의 특성을 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 퍼지매핑 함수를 도입하였다. 본 논문에서 제안한 알고리즘이 다수의 특징파라미터들을 효율적으로 이용하여 92%의 패턴인식률을 보였으며, 이는 기존의 패턴 분류 알고리즘보다 콘크리트 설계강도를 보다 정확하게 분류함을 확인하였다.

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, variance(VAR), zero-crossing(ZCR), mean frequency(MEANF), and autoregressive model coefficient(ARC) and linear cepstrum coefficient(LCC) 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(92% successful pattern recognition rate) are presented to support the feasibility of the suggested approach for concrete pattern recognition.

I. 서 론

1990년대 이후 신도시의 부실 시공사건을 비롯하여 삼풍 백화점 및 성수대교, 행주대교의 붕괴사건 등으로 콘크리트 구조물의 안전성 문제가 끊임없이 대두되고 있다. 구조물을 항상 안전한 상태로 유지관리하기 위하여는 구조물을 정밀하게 점검·검사하여 이상여부를 확인하고, 구조적 또는 안전면에서 문제가 되기 전에 미리 조치를 취하여 안전한 상태를 보전할 수 있도록 하여야 한다. 구조물의 점검·검사만으로는 변형 원인과 성능저하에 대한 조치 방법의 판단이 어려운 경우가 많다. 이러한 경우 구조물을 진단하여 그 원인을 명확하게 하고, 진단을 통한 적절한 조치가 필요하다. 그러나, 구조물의 진단기술은 아직 미흡된 상태로서, 최근에 들어 콘크리트구조물의 안전성

및 건진성 평가를 위한 비파괴검사 방법이 적용되고 있지만, 현실적으로 비파괴시험 결과를 처리하는 기법이 미흡하기 때문에 전체 구조물의 강도 평가가 거의 불가능한 실정에 있다[1-4].

일반적으로 사용되고 있는 초음파속도법은 초음파의 속도를 측정하여 콘크리트의 강도 및 균일성을 조사한다. 이 방법은 콘크리트의 내부 상태에 따라서 초음파의 속도가 달라지는 성질을 이용하는 것으로 콘크리트의 손상여부를 초음파의 속도를 측정함으로써 판단하는 방법이다. 그러나, 초음파속도 측정법은 대상 구조물에 따라서 측정이 불가능한 경우도 있고, 측정값의 정확도가 낮은 점 등으로 초음파에 의한 손상, 결함 및 설계강도 추정을 위한 탐상방법의 응용에는 제한되어 있다[5-9]. 김[16]의 논문에서는 콘크리트 초음파신호로부터 설계강도를 반영하는 4개의 특징파라미터와 증거축적방법을 이용하여 전체적으로 82%의 패턴인식률을 보였으나, 보다 정확한 콘크리트 강도 추정을 위해서는 패턴인식의 효율 향상이 요구된다.

본 논문에서는 정확한 콘크리트설계강도(이하, 설계강도라 함) 분류를 위해 인공지능기법에 바탕을 둔 증거축

* 정회원, 두원공과대학 조교수

** 정회원, 서울시립대학교 전자전기공학부 박사과정

*** 정회원, 청운대학교 전자공학과 전임강사.

**** 정회원, 서울시립대학교 전자전기공학부 교수

접수일자: 1999년 8월 6일

적(evidence accumulation)방법에 의한 초음파신호의 패턴 인식(pattern recognition) 방법을 제안하였다. 패턴인식의 효율을 향상시키기 위하여 우선 설계강도 특성을 보다 잘 반영하는 초음파신호의 특징파라미터로 분산 (VAR), 영점교차횟수(ZCR), 평균주파수(MEANF), 자기회귀모델 계수(ARC) 그리고, 특히 선형 캡스트럼계수(LCC)를 추출하여 패턴인식의 능력을 향상시켰다. 추출된 특징파라미터들의 각각의 특성을 알아보고, 하나의 특징파라미터로 설계강도의 정확한 분류가 어렵다는 것을 보였다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 추출된 다수의 특징파라미터들을 이용하여 설계강도 분류를 증거축적 방법을 통해 수행하였다. 패턴 분류는 그 시스템에 알맞는 특징파라미터의 도출이 매우 중요함을 알 수 있다. 또한, 증거축적 방법을 콘크리트 패턴인식에 적용하기 위해 퍼지매핑(fuzzy mapping)함수를 도입하였다. 본 실험에서 설계강도는 180, 210, 240, 300, 400 kg/cm²의 5가지 형태로 제작하였으며, 초음파를 입사하고 직접 투과방법에 의하여 반사신호를 측정하였다.

II. 콘크리트 초음파신호의 통계적 특성 및 특징파라미터 추출

2.1 콘크리트 초음파신호의 특성

현재 초음파법으로 효과를 얻고 있는 분야는 의학 진단, 강재 탐상, 어군 탐지 등의 분야가 있다. 이러한 모든 분야는 구성분자가 작고, 고밀도로서 밀도 분포가 안정되어 있다. 따라서, 파동 전파가 용이하고, 내부 결함 검출, 대상물의 위치 평가 등을 정확히 파악하는 것이 가능하다. 이에 반해 콘크리트는 이종(異種) 특성으로 재료의 구성 분자가 크고, 밀도가 불균질하며, 불특정하여 초음파의 적용시에는 많은 문제점을 나타낸다. 콘크리트는 수경성(水硬性)시멘트와 물과 섞어 비빈 반죽(paste)이 모래(잔골재), 자갈 또는 켄들(굵은 골재)과 함께 굳어서 일체로 된 것이며, 이것은 적절한 배합과 충분한 혼합으로 단단한 콘크리트가 된다[10]. 그러나, 콘크리트는 그 제작과 양생 과정에 있어 주변 환경의 변화에 민감한 특성을 갖고 있다.

이와같이 콘크리트는 금속과 같은 균일 물질은 아니며, 콘크리트의 매질상태에 따라서 발신된 초음파신호의 산란의 정도가 달라지며, 경로 또한 달라진다. 정상 콘크리트시편의 경우 초음파는 산란이 적고 가장 짧은 경로로 전파하게 되며, 손상 콘크리트시편의 경우 산란이 심해지며 정상 시편보다 경로가 길어지게 된다. 즉 매질의 상태에 따라서 전파속도가 변화한다. 전파속도와 밀접한 관계가 있는 산란의 정도는 골재의 크기에 따라 크게 영향을 받으며, 특히 초음파 파장의 $\frac{1}{10}$ 이상일 경우에 초음파속도법에 의한 오차는 상당히 크게 나타나는 것으로 지적되고 있다[11].

그림 1은 초음파 데이터수집장치로부터 획득된 초음파 신호이며, 제작된 콘크리트 정상시편에서 수집된 전형적인 초음파신호이다. 초음파신호는 시간이 지나면서 감쇠하는

양상을 보이고 있다. 54kHz의 초음파 발신신호에 대하여 콘크리트의 이종특성 및 내부 미세한 크랙의 발생에 의해서 산란, 반향된 신호의 복합으로 수신신호가 이루어져 있음을 보여주고 있다[12-13]. 그러므로 이러한 파형으로부터 콘크리트 설계강도의 특성을 잘 반영하는 특징 파라미터를 추출하는 것이 매우 중요하다.

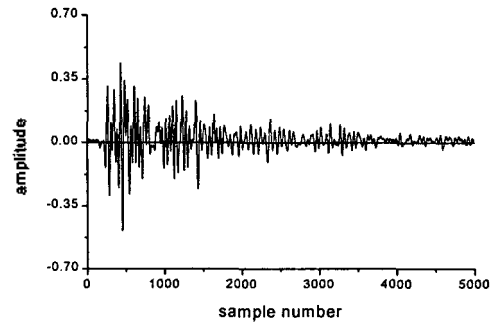


그림 1. 전형적인 콘크리트 초음파 신호 (210 kg/cm²)
Fig. 1. Typical ultrasonic signal of concrete (210 kg/cm²).

2.2 통계적 특징파라미터

패턴 인식 및 분류에 있어서 특징 파라미터의 추출 및 선택의 목표는 패턴 표현의 차원을 줄이고 그 신호들의 분리도를 향상시키는 데 있다. 그러나, 부정확하거나 불리도가 미약한 특징의 추출은 전체적인 인식에 있어서 오인식의 원인을 제공할 수 있기 때문에 분류할 대상의 특징들을 반영하는 최대한의 특징파라미터를 찾아내는 것이 필요하다.

본 논문에서는 기존의 연구들[14][15][16]을 바탕으로 분산, 영점교차횟수, 평균주파수, 자기회귀모델계수, 그리고 선형 캡스트럼계수 등의 확률 통계적 파라미터들을 설계강도 분류를 위한 콘크리트 초음파신호의 특징파라미터로 선택하였다.

2.2.1 시간 및 주파수평면 파라미터

1) 분산(variance : VAR)

수신된 초음파신호의 데이터가 그 평균치 주위에 어느 정도 흩어져 있는 가를 나타내는 특징 파라미터로서, 식 (1)과 같다.

$$\sigma^2 = E[X^2] - E^2[X] \tag{1}$$

여기서, X : 초음파 신호

E[X] : X의 기대값

2) 영점교차(zero-crossing : ZCR)

수신된 초음파 신호가 원점을 교차하는 횟수

3) 평균주파수(mean frequency : MEANF)

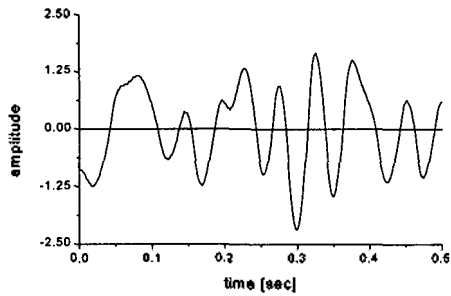
초음파 신호의 Fourier 분석을 통한 전력스펙트럼

(power spectrum)의 평균값을 나타내는 주파수로서 식 (2)와 같다.

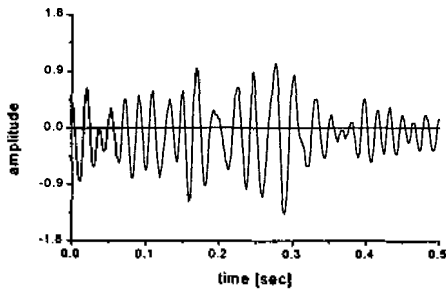
$$f_{mean} = \frac{\int_0^f f \cdot S_m(f) df}{\int_0^f S_m(f) df} \quad (2)$$

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

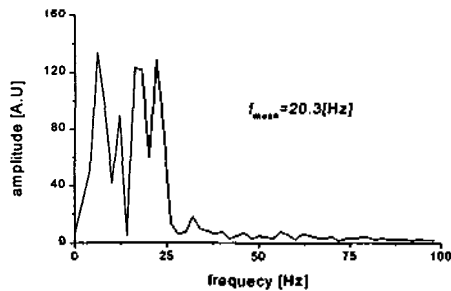
그림 2에서 그림 (a)는 저주파수 성분을 포함한 신호(이하, 신호 1)이고, 그림 (b)는 (a)보다 고주파수 성분을 약간 더 포함한 신호(이하, 신호 2)이다. 각각의 신호는 1kHz의 샘플링주파수로 0.5초 동안 획득한 것이며, 각 신호의 전력스펙트럼(power spectrum)은 그림 (c) 및 (d)와 같다.



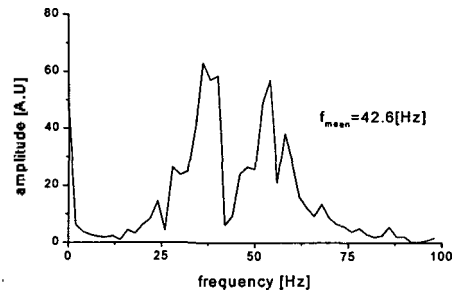
(a) 신호 1



(b) 신호 2



(c) 신호1의 전력스펙트럼



(d) 신호2의 전력스펙트럼

그림 2. 두 신호의 전력스펙트럼 비교

Fig. 2. Comparison of power spectrum on the two signals.

- (a) signal 1
- (b) signal 2
- (c) power spectrum of signal 1
- (d) power spectrum of signal 2

신호 2가 신호 1보다 고주파수 성분을 더 많이 포함하고 있으므로, 전력스펙트럼에서도 그림 (c)보다는 (d)에서 고주파수 성분을 더 많이 볼 수 있다. 그림 (c) 및 (d)에서 보듯이 신호 1의 평균주파수는 20.3Hz로 나타났고, 고주파수 성분이 좀더 많은 신호 2의 평균주파수는 42.6Hz로 분석되어 신호1보다 높은 주파수를 갖는다. 따라서, 평균주파수도 콘크리트의 설계강도 평가를 나타내는 중요한 파라미터의 역할을 한다.

2.2.2 자기회귀 모델계수(ARC)

자기회귀 모델계수(autoregressive model coefficients : ARC)는 이산 신호가 주어질 때, 그 신호를 특징 매개변수를 이용하여 표현하는 효율적인 기법중의 하나[17]로서 수집된 신호를 AR모델링 한 후, 정해진 차수(order)에 따라 파라미터를 추정하여 이 신호의 특징을 표현하는 것이다.

콘크리트 신호는 불안정 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 할 수 있다. 초음파신호를 자기회귀 모델링할 때, 각 샘플 $y(n)$ 은 식 (3)과 같이 과거의 샘플 $y(n - k)$ 에 대한 독립적인 오차 $w(n)$ 을 합한 선형 조합으로 표시된다.

$$y(n) = \hat{y}(n) + w(n) = - \sum_{i=1}^m a_i y(n-i) + w(n) ; n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (3)$$

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

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

자승에측오차를 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 같아진다.

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

자승합 E 의 미분값이 0이 되도록 식 (5)에서 각각의 AR 파라미터 a_i 로 편미분을 하면 아래의 식 (6)과 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 자기상관함수 $R(i)$ 와 AR 파라미터에 의한 행렬형태의 식 (7)로 나타낼 수 있으며,

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

여기서, 자기상관함수 $R(i)$ 는 식 (8)과 같다.

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

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 식 (8)의 결과식을 효율적으로 계산할 수 있는 Levinson 알고리즘을 이용해 AR모델 파라미터를 추정하였다.

다음으로 Akaike[18]의 FPE(final prediction error) 테스트를 수행하여 최적의 차수를 결정하였고, 식 (9)는 Akaike의 FPE 테스트이다.

$$\begin{aligned}
 FPE_m &= e_m \left(\frac{N+m+1}{N-m-1} \right) \\
 e_m &= \hat{\sigma}^2
 \end{aligned}
 \tag{9}$$

N 은 데이터 개수이며, m 은 모델 차수, e_m 는 예측오차의 전력을 나타내며, 식 (9)에서 FPE_m 이 가장 작은

값을 가질때의 m 은 AR 파라미터의 최적 차수로 결정된다. 본 논문에서는 이와 같은 AR 모델링을 이용하여 적은 수의 파라미터로서 콘크리트 초음파신호의 파형 정보를 표현하였다.

2.2.3 선형 켈스트럼계수(LCC)

선형 켈스트럼계수(linear cepstrum coefficient : LCC)는 전력스펙트럼 정보와 스펙트럼의 퍼진 정도에 대한 정보를 포함하는 2차 통계특성을 가지며, 음성신호 해석에 효과적으로 사용되고 있다.

그림 3에서 켈스트럼의 신호과형을 나타내었다. 저차의 켈스트럼 계수들($C_p(n)$)은 콘크리트 시편으로부터 받은 신호 $s(n)$ 의 스펙트럼의 전체적 기울기에 대한 정보를 많이 갖고 있고, 고차의 켈스트럼 계수들($C_e(n)$)은 잡음에 영향을 많이 받는다. 리프터링(liftering)을 이용하여 잡음영향을 많이 받는 켈스트럼 계수들($C_e(n)$)을 제거하고, 콘크리트 시편의 임펄스 응답에 대한 정보를 많이 포함하는 켈스트럼 계수들($C_p(n)$)만을 통과시켜 이 켈스트럼 계수들을 이용 DFT를 수행한다. 이러한 과정은 콘크리트 시편에서 얻어진 신호에서 시편의 특성에 관계가 없는 고주파 잡음 성분을 제거하고 시편의 특성을 잘 나타내는 성분을 통과시키는 필터링 효과가 있다.

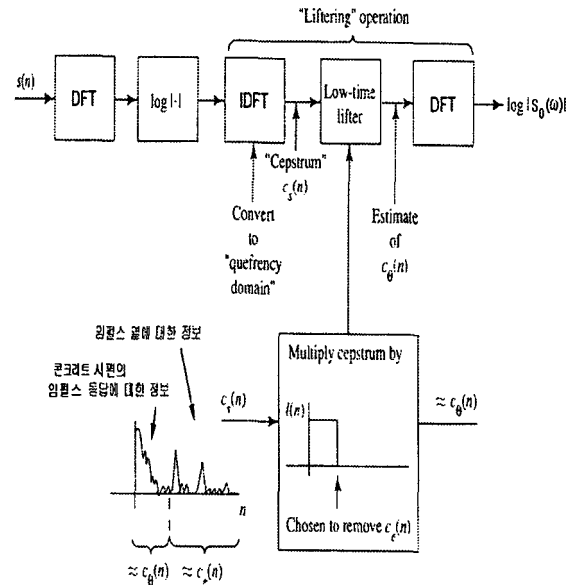


그림 3. 켈스트럼을 이용한 신호처리
Fig. 3. Signal processing using cepstrum.

켈스트럼을 구하는 또 다른 방법은 선형예측계수 분석(linear prediction coefficient analysis)에 의해 파생된 스펙트럼 포락선의 켈스트럼 계수를 구하는 것이다. 선형예측계수를 이용하여 구한 켈스트럼을 선형예측계수 켈스트럼(LPC cepstrum)라 한다. 본 논문에서는 간단히 선형 켈스트럼계수(linear cepstrum coefficients : LCC)라고 한다.

식 (3)에서 오차신호와 초음파신호의 출력 시계열 전달함수는 식 (10)과 (11)의 식으로 표현되며, 자기회귀모델의 역필터에 해당한다.

$$H(z) = \frac{Y(z)}{E(z)} = \frac{1}{A(z)} \quad (10)$$

$$A(z) = 1 + \sum_{i=1}^n a_i z^{-i} \quad (11)$$

이때 $\ln[A(z^{-1})]$ 은 해석적이며, 모든 근(root)은 단위 원내에 있다. 식 (11)의 로그(log)전력스펙트럼을 테일러 급수(Taylor series)로 전개하면 식 (12)와 같다.

$$\ln \left[\frac{\sigma^2}{|A(z)|^2} \right] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_n z^{-n} \quad \begin{matrix} c_0 = \ln \sigma^2, \\ c_n = c_{-n} \end{matrix} \quad (12)$$

식 (12)에서 σ^2 은 신호의 스펙트럼을 전극(all pole) 모델화한 함수의 나머지 에너지의 최소치이며, c_k 를 켈스트럼계수라 한다. 식 (12)의 양변을 z^{-1} 에 대하여 미분하고, z^{-1} 의 거듭제곱 계수들을 비교 정리하면 식 (13)과 같이 된다.

$$\begin{matrix} c_n = -a_n - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n-1} k c_k a_{n-k} & n > 0 \\ a_0 = 1, a_k = 0 & (k > p) \end{matrix} \quad (13)$$

본 논문에서는 이러한 특성을 갖는 LCC를 설계강도를 모르는 임의의 콘크리트 시편으로부터 초음파신호를 측정하여 설계강도를 알아내기 위한 패턴인식에 특징 파라미터로 사용하였다.

III. 콘크리트강도를 찾기 위한 초음파신호 패턴 인식

3.1 Dempster-Shafer의 증거 축적 이론

Dempster-Shafer의 증거 축적이론[21][22][23][24]은 앞에서 설명된 특징파라미터(VAR, ZCR, MEANF, ARC, LCC)와 같은 불확실한 증거들의 축적을 통하여 보다 좋은 확실한 증거를 추론하는 방법이다.

Dempster-Shafer의 결합규칙에서는 m 을 부분집합의 각각에 대해 확률치로 할당된 함수(basic probability assignment), 즉 정규화된 집단분포함수와 하면, 연산자 U 는 두 집단 분포함수 m 과 m' 를 결합하여 새로운 세 번째 집단분포 함수인 $(m \ U \ m')$ 를 발생시킨다.

$$\begin{matrix} (m \ U \ m') \\ \theta \Rightarrow m(\theta) m'(\theta) \\ \{a\} \Rightarrow m(\theta) m'(\{a\}) + m(\{a\}) m'(\theta) + m(\{a\}) m'(\{a\}) \end{matrix} \quad (14)$$

$$\begin{matrix} \{b\} \Rightarrow m(\{b\}) m'(\theta) + m(\theta) m'(\{b\}) + m(\{b\}) m'(\theta) \\ \emptyset \Rightarrow 1 - \text{sum} \end{matrix}$$

여기서, $\text{sum} = (m \ U \ m')(\theta) + (m \ U \ m')(\{a\}) + (m \ U \ m')(\{b\})$

식 (14)는 그림 4에서 보는 바와 같이 직교적(orthogonal)으로 결합시킬 수 있다. 그러면, 앞에서 설명한 집단분포함수 m 을 식 (15)와 같은 벡터로 표현할 수 있다.

$$m = (ef, ea, n, x) = (m(\{a\}), m(\{b\}), m(\{a, b\}), m(\emptyset)) \quad (15)$$

	$m(\theta)$	$m(\{a\})$	$m(\{b\})$
$m'(\theta)$			
$m'(\{a\})$			
$m'(\{b\})$			

그림 4. $(m \ U \ m')$ 의 결합으로 부터의 확률치 구성
Fig. 4. Composition of probability value from $(m \ U \ m')$.

식 (15)에서 ef 는 주어진 값이 그 사건에 대한 긍정적인 증거가 될 때의 값을 가지며, ea 는 그 반대의 경우에 값을 가진다. 그리고, n 은 중립적인 증거를 나타내며, x 는 증거 축적 절차가 진행되면서 생기는 모순이 되는 증거 값을 나타낸다. 즉, Dempster-Shafer의 증거축적이론에서는 ef (evidence for), ea (evidence against), n (neutral evidence), x (contradictory evidence)의 4가지 구성 요소가 사용된다.

그림 5는 증거 축적 절차를 나타낸 것이다. 그림에서 첨자 (a)~(c) 등은 제2장 2절에서 설명된 특징 파라미터(VAR, ZCR, MEANF, ARC, LCC)를 나타낸다. 각 클래스(class) 마다 그림의 과정을 수행해서 가장 큰 ef 값을 나타내는 클래스를 분석용 초음파신호에 해당되는 콘크리트 강도로 판단(분류)한다.

3.2 퍼징매핑함수

본 논문에서 콘크리트 설계강도를 추정, 분류하기 위해 앞에서 제안한 특징 파라미터들을 각 설계강도별 샘플 초음파신호로부터 추출한다. 이렇게 추출된 특징 파라미터들의 확률적 특성, 즉 평균값을 구한 후 기준 파라미터(reference parameter)로 설정하고, 그 기준값과 특징 파라미터들과의 거리(distance)를 계산하여 최대값을 벡터로 저장한다. 여기서, 최대값을 구하는 이유는 실험 데이터를 가지고 측정된 거리들을 증거 축적 방법에 적용하기 위한 퍼징매핑함수[24]에 사용하기 위한 것이다.

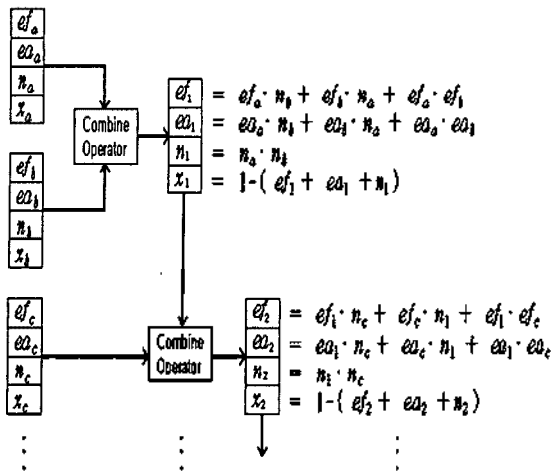


그림 5. 증거축적절차(본 논문에서 첨자 a, b, c, ...는 특징파라미터, 첨자 1, 2, 3, ...은 증거축적 순서)
 Fig. 5. Evidence accumulation procedure(Subscript a, b, c, ... represents feature parameter and 1, 2, 3, ... represents the order of evidence accumulation procedure.

그 다음 이러한 기준 파라미터들을 가지고 실험에 사용된 실제의 설계강도별 초음파신호로부터 추출된 특징 파라미터들과의 거리를 구한다. 여기서는 벡터들과의 거리 측정에 잘 쓰이는 유클리드 거리(euclidean distance)를 사용한다. 이렇게 하여 구해진 거리들을 본 논문에서 사용한 Dempster-Shafer의 증거 축적이론에 적용하기 위해 식 (16)과 같은 퍼지매핑함수를 설계하였다.

$$f(d) = \begin{cases} \sqrt{d/MAX} & 0 \leq d \leq MAX \\ \frac{2}{1 + \exp(MAX - d)} & d \geq MAX \end{cases} \quad (16)$$

여기서, MAX는 콘크리트 초음파신호로부터 측정된 각 설계강도별 각 기준 파라미터들의 평균값과 각 특징 파라미터들과의 거리들의 최대값이다.

식 (16)을 그림으로 표현하면 그림 6과 같다.

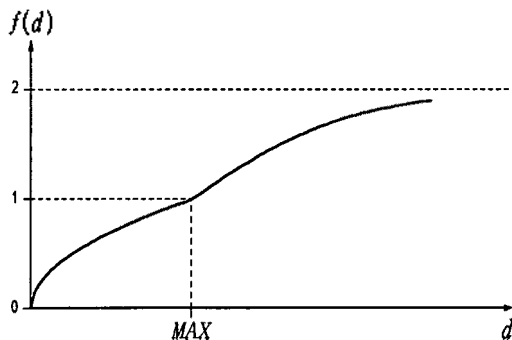


그림 6. 퍼지매핑함수
 Fig. 6. Fuzzy mapping function.

그림 6에서 보듯이 $f(d)$ 값이 MAX값을 경계로 기울기가 급격하게 변하는 것은 각 콘크리트 설계강도들의 경계선(즉, 180, 210, 240, 300 및 400kg/cm²의 설계강도 분류 경계선) 부분에서 함수값의 차이를 많이 두어서 패턴 인식에 도움을 주기 위함이다. 이러한 퍼지매핑함수에 의하여 측정된 거리들은 0과 2사이의 값을 갖게 된다. 이렇게 바뀐 거리들을 각 설계강도에 대한 증거들로 표현하기 위해서는 또 한번의 변환식(transform)이 필요하다. 식 (16)에 의해서 변형된 각 파라미터의 거리들을 식 (17)에 의해서 각 증거의 구성요소로 바뀐다.

$$\begin{cases} ef = 1 - f(d), & n = 1 - ef & 0 \leq d \leq MAX \\ ea = f(d) - 1, & n = 1 - ea & d \geq MAX \end{cases} \quad (17)$$

식 (17)에서 보는 바와 같이 측정된 거리 d 값이 작을 경우에는 입력으로 들어온 특징 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 MAX값에 접근하면 n 값이 1로 접근하여 역시 증명적인 성격을 띄게 된다. 이와같이 각 특징 파라미터에 따른 각 콘크리트 설계강도 클래스(class)에 대한 증거 경계치가 결정된다.

지금까지 언급된 내용을 요약하여 설명하면 다음과 같다. 즉, 설계강도를 모르는 콘크리트(사진 1 참조)의 초음파 신호를 측정한다. 이 신호로부터 5가지 특징 파라미터를 구하여 이미 저장하고 있는 기준 파라미터들과 이들 파라미터들과의 거리를 측정 후 퍼지매핑함수를 통하여 변환시키고, 다시 증거들의 구성요소(ef, ea, n, x)로 변형시킨 다음 증거축적 절차를 행하게 된다. 이 증거축적 절차는 결합법칙과 교환법칙이 성립하므로 순서에 관계없이 5가지 파라미터에 대해 수행하게 된다. 마지막으로 구해진 구성요소들중에서 가장 큰 ef 값을 갖는 증거를 가진 설계강도가 최종적으로 인식되는 설계강도가 된다.

그림 7은 앞에서 설명한 일련의 과정을 알고리즘 순서도로 나타낸 것이다.

IV. 실험 및 결과 고찰

4.1 실험 방법

본 연구에서 콘크리트시편은 KSL5201(포틀랜드 시멘트)과 ASTM C150 규정에 따라 시멘트, 물 및 골재를 일정한 비율로 섞은 후 22~24℃의 수중에서 28일 동안 양생 과정을 거친 것을 사용하였다. 제작한 콘크리트 시편은 180, 210, 240, 300 및 400 kg/cm²이다. 표 1은 각 콘크리트 시편의 재료 특성을 나타낸 것이다.

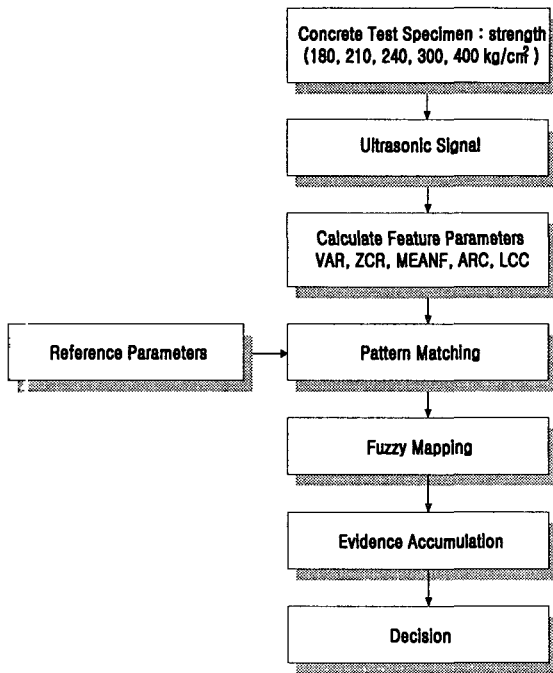


그림 7. 콘크리트 초음파신호의 설계강도 분류를 위한 제안된 알고리즘 순서도
 Fig. 7. Flowchart of the proposed algorithm for the classification of the designed strength of concrete from ultrasonic signals acquired.

표 1. 본 실험에서 사용된 콘크리트 시편의 재료 특성
 Table 2. 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 8과 같은 데이터수집장치를 구성하였다. 초음파 탐상기는 PUNDIT (MARK IV : England)를 사용하였고, 이 장비는 탐촉자와 본체로 구성되며, 본체 장치에는 펄스발생기, 전원부, 증폭기부, 동기회로와 표시부로 되어 있다. 압전소자를 이용한 탐촉자의 정격주파수는 54kHz 이고, 외경이 50mm이다. 각 탐촉자는 수신단과 송신단으로 분리되어 시편의 양쪽 끝의 중앙에 위치시키고, 탐촉자와 콘크리트 사이에 초음파의 통과를 좋게 하기 위해서 그리스(grease : Model, Castrol)를 바른 상태에서 측정하였다.

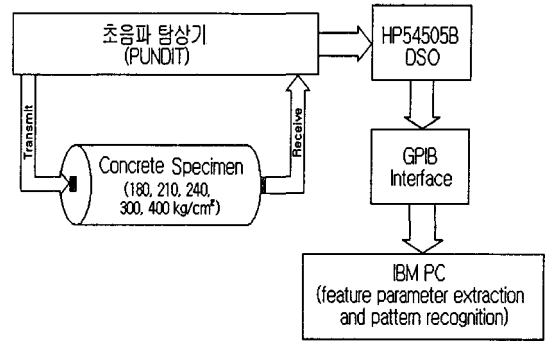
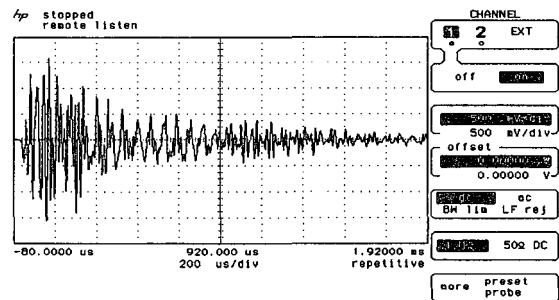


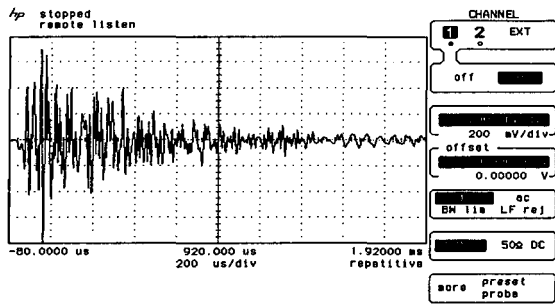
그림 8. 실험장치(초음파탐상기 : PUNDIT MARK IV, 탐촉자 : 54kHz 중심주파수, 오실로스코프 : HP54505B)
 Fig. 8. Experimental setup(ultrasonic unit equipment : PUNDIT MARK IV, transducer : 54kHz center frequency, DSO(digital oscilloscope) : HP54505B).

수집된 데이터는 발신자와 수신자의 출력단으로부터 디지털 오실로스코프(HP54505B)의 입력단으로 들어가 2.5MHz로 샘플링한 후 이를 GPIB 인터페이스를 이용하여 IBM-PC에 송신하고 신호해석 소프트웨어로 처리되도록 하였다. IBM PC로 송신된 데이터는 처리되기 전단에서 차단주파수가 64kHz 저역 통과필터를 거치게하여 잡음성분을 줄인 상태에서 신호처리를 행하였다. 또한, 각각의 시험 시편마다 초음파 신호 수집과 동시에 초음파 탐상기로부터 전파속도를 기록하였다.

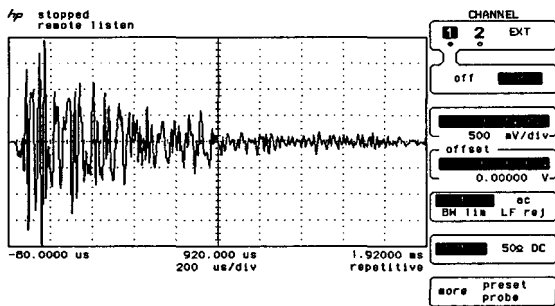
그림 8과 같은 초음파 데이터수집장치로부터 획득된 초음파신호는 그림 9와 같다. 각 제작된 콘크리트 정상시편에서 수집된 전형적인 초음파신호이며, 초음파신호는 시간이 지나면서 감쇠하는 양상을 보이고 있다. 54kHz의 초음파 발신신호에 대하여 콘크리트의 이종 특성 및 내부 미세한 크랙의 발생에 의해서 산란, 반향된 신호의 복잡으로 수신신호가 이루어져 있음을 보여주고 있다. 그림 9에서 보는 바와 같이 초음파신호는 매우 복잡하고 비안정현(nonstationary) 신호이기 때문에 시계열(time series) 신호 자체로는 분석이 불가능할 뿐만 아니라 각 설계강도별 분류는 물론 불가능하다. 그러므로, 이러한 초음파 신호의 설계강도별 특성을 잘 반영하여 패턴 분류가 가능하게 하는 특징의 추출이 매우 중요하다 하겠다.



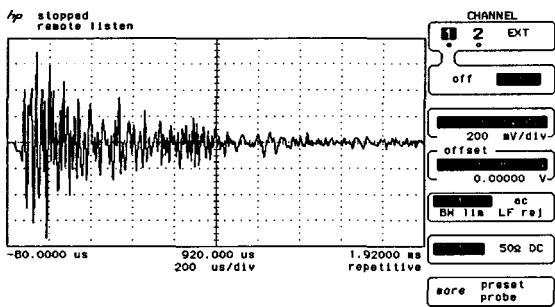
(a) 180 kg/cm²



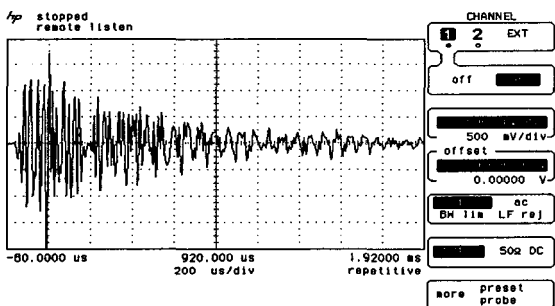
(b) 210 kg/cm²



(c) 240 kg/cm²



(d) 300 kg/cm²



(e) 400 kg/cm²

그림 9. 콘크리트 설계강도별 초음파신호
Fig. 9. Ultrasonic signals on the designed strength of concrete.

4.2 결과 고찰

1) 초음파 속도법 측정결과

일반적으로 사용되고 있는 초음파 속도법은 펄스 전송 시간을 측정하는 방법으로 발신자로부터 발신된 초음파

가 수신자에 도달할 때까지의 시간차를 구하고, 전파거리를 시간차로 나누어 매체의 전파속도를 산출한다. 이 방법은 콘크리트의 내부 상태에 따라서 초음파의 속도가 달라지는 성질을 이용하는 것으로 전파시간 및 전파속도를 근간으로하여 콘크리트의 강도와 내부 결함을 추정하는 것이 지금까지의 연구방법이었다.

표 2는 제작된 콘크리트의 정상시편으로부터 전파속도를 측정된 것이며, 각 설계강도별로 80회씩 측정된 데이터이다. 표준편차를 볼 때 예를 들면, 180kg/cm² 설계강도인 경우 180kg/cm²과 240kg/cm²의 분류가 어려움을 알 수 있다. 즉, 초음파속도법 자체로는 콘크리트의 강도를 분별할 수는 없었다.

표 2. 콘크리트 정상시편의 초음파속도
Table 3. Ultrasonic pulse velocity of normal specimen.

Designed Strength	180 kg/cm ²	210 kg/cm ²	240 kg/cm ²	300 kg/cm ²	400 kg/cm ²
Pulse Velocity	4113 ± 96 %	3977 ± 92 %	4230 ± 95 %	4509 ± 99 %	4550 ± 94 %

2) 특징 파라미터의 추출결과

그림 10은 각 설계강도별 초음파신호의 특징파라미터들의 변화를 나타낸다. 이와같은 특징파라미터들의 기준 값을 산출하기 위하여 데이터 길이는 0.4msec 구간으로 처리하였으며, 그 구간에서 콘크리트 초음파신호의 분산 및 영점교차횟수를 구하였고, 주파수 파라미터인 평균주파수를 구하였다. 특징 파라미터해석 결과, 분산, 영점교차횟수 및 평균주파수의 파라미터는 일정한 양상을 나타내지 않고 임의적으로 나타내고 있음을 알 수 있다.

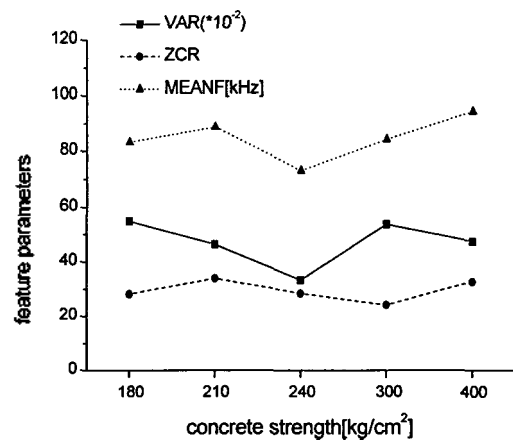
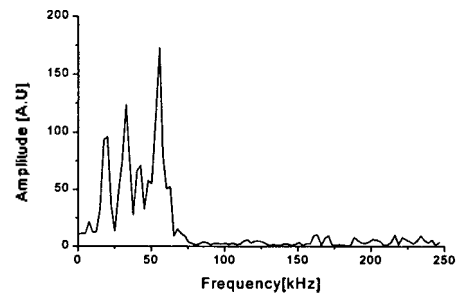


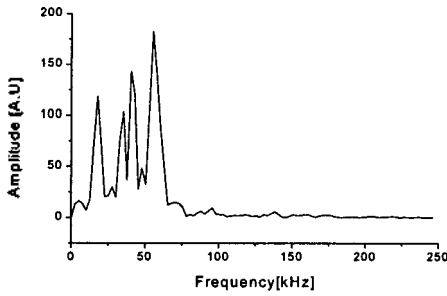
그림 10. 설계강도별 특징파라미터의 변화
Fig. 10. Variation of feature parameters with respect to the designed strength.

또한, 그림 11은 각 설계강도별 샘플 초음파신호의 주파수에 따른 전력스펙트럼을 나타낸다. 윈도우 함수는 해밍(Hamming) 윈도우를 사용하였다. 그림 11에서 보는 바와 같이 초음파신호는 대부분의 정보가 약 0 ~ 80kHz에 모여 있다. 그 첨두치의 경우도 54kHz를 중심으로 분포되어 있는 것을 볼 수 있다. 그러나, 설계강도에 따른 첨두주파수(peak frequency)의 위치가 일정한 규칙을 갖고 있지 않음을 보여주고 있다.

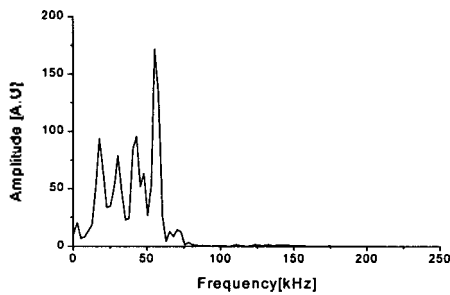


(e) 400kg/cm²

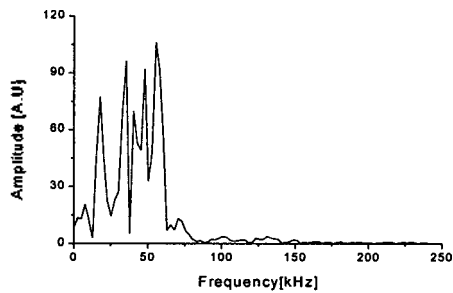
그림 11. 설계강도별 초음파신호의 전력스펙트럼
Fig. 11. Power spectrum of concrete ultrasonic signals on the designed strength.



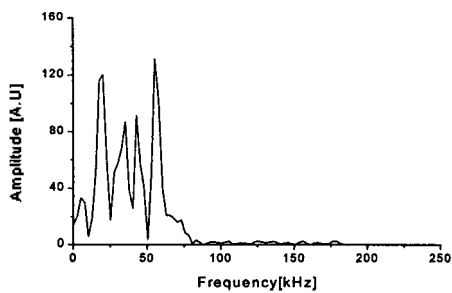
(a) 180kg/cm²



(b) 210kg/cm²



(c) 240kg/cm²



(d) 300kg/cm²

이와같이 콘크리트 초음파신호의 설계강도 분류는 신호 자체의 분산, 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 인식한다.

3) 증거축적이론을 이용한 콘크리트 초음파신호 패턴 인식 결과

콘크리트 초음파신호의 패턴분류 실험은 앞에서 설명된 증거축적 방법을 이용한 것으로 거리측정 방법은 미리 추출한 기준 파라미터(reference parameter)들과 실험에서 추출한 특징 파라미터들과의 유클리드 거리에 근거한 최소 거리를 나타내는 데이터를 그 콘크리트 설계강도의 패턴으로 판별하는 것이다.

그림 12는 실험 시편 180kg/cm²에 대응하는 증거축적 과정(5가지의 특징파라미터)에 따른 증거 *e_t*의 변화치를 나타내고 있다. 콘크리트 초음파신호의 패턴분류 실험에 사용된 초음파신호는 각 설계강도별로 20회씩 측정된 데이터이다.

그림 12에서 보는 바와 같이 증거 축적 초기에는 설계강도 400kg/cm²에 대한 증거값이 설계강도 180kg/cm²의 증거값보다 강하게 작용하고 있다. 그러나, 증거가 축적됨에 따라(특징 파라미터 종류를 증가시킴에 따라) 설계강도 180kg/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 증거축적이 진행됨에 따라 해당 설계강도의 초음파신호의 거리차에 의한 증거값이 결국에는 가장 크게 되어 그 설계강도를 제대로 인식하게 되는 것이다. 이는 조사한 실험시편이 180kg/cm²의 설계강도임을 나타내는 것이다.

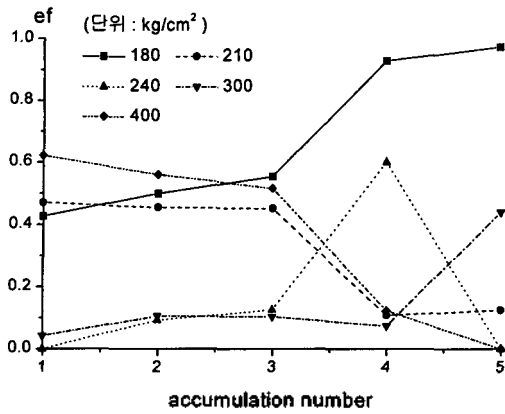


그림 12. 증거축적과정에 따른 ef (시편 : 180kg/cm²)
 Fig. 12. Value of ef with evidence accumulation (specimen : 180kg/cm²).

콘크리트 설계강도 분류에 있어서 제안한 방법의 유용성을 평가하기 위해 기존의 거리측정에 의한 초음파신호의 패턴인식 방법들과 오인식률(recognition error rate)을 비교하였다[25]. 오인식률 비교 실험은 다음의 네가지 방법

- (가) 자기회귀모델계수를 이용한 거리측정방법의 오인식률 - 증거축적 방법을 사용하지 않았을 경우 -
- (나) 다수의 특징 파라미터(VAR, ZCR, MEANF, ARC, LCC)들을 이용하여 각각 측정된 거리들의 총합으로 판정하는 경우의 오인식률 - 증거축적 방법을 사용하지 않았을 경우 -
- (다) 다수의 특징 파라미터(VAR, ZCR, MEANF, ARC)들을 이용한 오인식률 - 증거 축적 방법을 한 경우 -
- (라) 본 논문에서 제안한 다수의 특징 파라미터(VAR, ZCR, MEANF, ARC, LCC)들을 이용한 오인식률 - 증거축적 방법을 한 경우 -

로 수행하였다.

오인식률 분석 결과, 표 3에서 보는 바와 같이 본 논문에서 제안한 증거축적 방법을 이용한 콘크리트 설계강도 분류가 자기회귀모델계수를 단독으로 이용한 분류방법보다 약 18%(26%-8%) 개선 효과를 나타내었으며, 전체적으로 92%의 콘크리트강도 패턴인식률을 보였다(즉, 100개의 실험시편중에 92개의 시편을 올바르게 인식하였다).

표 3. 오인식률 (오인식 회수/실험회수)

Table 3. Recognition error rate (number of error / number of experiment).

Method Strength	가	나	다	라
180kg/cm ²	0.40 (8/20)	0.60(12/20)	0.00 (0/20)	0.00 (0/20)
210kg/cm ²	0.10 (2/20)	0.20 (4/20)	0.10 (2/20)	0.10 (2/20)
240kg/cm ²	0.30 (6/20)	0.10 (2/20)	0.20 (4/20)	0.20 (4/20)
300kg/cm ²	0.30 (6/20)	0.60 (12/20)	0.30 (6/20)	0.00 (0/20)
400kg/cm ²	0.20 (4/20)	0.30 (6/20)	0.30 (6/20)	0.10 (2/20)
Total	0.26(26/100)	0.47(47/100)	0.18(18/100)	0.08(8/100)

V. 결 론

본 논문에서는 정확한 콘크리트 설계강도 분류를 위해 인공지능기법에 바탕을 둔 증거축적방법에 의한 초음파신호의 패턴인식방법을 제안하였다. 이를 위해 우선 초음파신호의 특징파라미터로 분산, 영점교차횟수, 평균주파수, 자기회귀모델계수 및 선형 캡스트럼계수를 추출하였다. 추출된 특징파라미터들의 각각의 특징을 알아보고, 하나 하나의 특징파라미터로 설계강도의 정확한 분류가 어렵다는 것을 보였다(그림 10과 그림 11).

이러한 문제점을 해결하기 위하여 추출된 다수의 특징 파라미터들을 이용하여 설계강도 분류를 증거축적방법을 통해 수행하였다. 또한, 이 증거축적방법을 콘크리트 패턴 인식에 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 자기회귀모델계수를 단독으로 이용한 분류방법보다 약 18%개선 효과를 나타내었으며, 전체적으로 92%의 콘크리트강도 패턴 인식률을 보였다. 이는 특히 본 논문에서는 선형캡스트럼계수(LCC)를 특징파라미터로 추가함으로써 기 발표된[16] 논문의 결과보다 10% 향상된 패턴분류를 하였다.

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 학문적 기초 기술을 제공하는 것으로 콘크리트구조물 해석에 대한 다양한 분야에 응용이 기대된다.

앞으로 실제 콘크리트 구조물들에 응용하기 위한 실험 시편의 채취 방법 등 구체적인 응용에 대해서 연구를 진행하고 있다.

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, 1996
4. G. L. Gooberman, Ultrasonics ; theory and application, Hart publishing company INC., 1968
5. 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
6. R. H. Elvery and J. A. Forrester, Non-destructive Testing of Concrete, 1971

7. R. H. Elvery, Estimating Strength of Concrete in Structures, 1973
8. H. N. Temset, The Ultrasonic Pulse Velocity Method of Test for Concrete in Structures, Cement and Concrete Association, 1977
9. 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
10. A. M. Neville, Properties of concrete, Pitman, 1981
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. 김세동, 신동환, 이영석, 김성환, 초음파신호의 특징파라미터 및 증거축적 방법을 이용한 콘크리트 강도 분류, 대한전기학회, No. 10, 1999
17. W. Gersch, D. R. Sharpe, "Estimation of Power Spectra with Finite-order Autoregressive Models," IEEE trans. Automation Control, Vol. 5, 1973, pp.367-369
18. H. Akaike, "Fitting Autoregressive models for prediction", Annals Inst. Statist. Math., Vol. 21, 1969, pp. 243-247
19. S. J. Orfanidis, Optimum signal processing: An Introduction, Macmillan, Newyork, 1985, pp. 195-318
20. Lawrence Rabiner, Bing-Hwang Juang, Fundamentals of speech recognition, Prentice-Hall International, Inc., 1993, pp. 163-166
21. Yager R. R., Fedrizzi M., Kacprzyk J., Advances in the Dempster-Shafer Theory of Evidence, Wiley & Sons Inc. 1994
22. Gordon J., Shortliffe E. H., Dempster-Shafer Theory of Evidence. Rule-Based Expert systems, Addison Wesley, 1984
23. P. H. Winston, Artificial Intelligence, Addison-Wesley, 1992
24. 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
25. Keinosuke Fukunaga, Introduction to Statistical Pattern Recognition, Academic Press, Inc., 1990

▲김 세 동(Se-Dong Kim)

1956년 3월 3일생



1981년 : 한양대학교 공과대학 전기공학과 졸업, 동대학원 전기공학과(석사) 졸업,
1997년 : 서울시립대학교 전자전기공학부 박사과정 수료, 건축전기설비기술사
1980~1984 : 한국전력공사 수화력건설부 근무

1984~1997 : 한국건설기술연구원 수석연구원
1997~1999 : 현재 두원공과대학 전기과 조교수

▲신 동 환(Dong-Hwan Shin)

1967년 9월 25일생



1992년 : 서울시립대학교 전자공학과 졸업
1996년 : 동 대학원 전자공학과 졸업 (공학석)
1998년~현재 : 동 대학원 전자공학과 박사과정
1992년~1994년 : LG전자근무

1996년~현재 : 체육과학연구원 시스템개발팀 연구원 근무

▲이 영 석(Young-Seok Lee)

1968년 2월 13일생



1993년 : 서울시립대학교 전자공학과 졸업
1995년 : 동대학원 전자공학과(석사) 졸업
1998년 : 동대학원 전자공학과(박사) 졸업
1998년~현재 : 청운대학교 전자공학과 전임강사

▲노 승 응(Seung-Ryong Rho)

1944년 5월 1일생



1971년 2월 : 한양대학교 전자공학과 졸업
1988년 2월 : 한양대학교 대학원 전자공학과(공학박사)
1982년~현재 : 서울시립대학교 전자·전기공학부 교수

▲김 성 환(Sung-Hwan Kim)

1952년 6월 12일생



1975년 2월 : 연세대학교 전기공학과 졸업
1980년 2월 : 연세대학교 대학원 전기공학과(공학박사)
1977~1982년 : 대전 기계창
1982년~현재 : 서울시립대학교 전자·전기공학부 교수