

# 비침습적 관절질환 진단을 위한 관절음의 시주파수 분석

論 文

57-4-29

## Time-frequency Analysis of Vibroarthrographic Signals for Non-invasive Diagnosis of Articular Pathology

金巨植\* · 宋哲奎<sup>†</sup> · 徐正煥\*\*

(Keo-Sik Kim · Chul-Gyu Song · Jeong-Hwan Seo)

**Abstract** - Vibroarthrographic (VAG) signals, emitted by human knee joints, are non-stationary and multi-component in nature and time-frequency distributions (TFD) provide powerful means to analyze such signals. The objective of this paper is to classify VAG signals, generated during joint movement, into two groups (normal and patient group) using the characteristic parameters extracted by time-frequency transform, and to evaluate the classification accuracy. Noise within TFD was reduced by singular value decomposition and back-propagation neural network (BPNN) was used for classifying VAG signals. The characteristic parameters consist of the energy parameter, energy spread parameter, frequency parameter, frequency spread parameter by Wigner-Ville distribution and the amplitude of frequency distribution, the mean and the median frequency by fast Fourier transform. Totally 1408 segments (normal 1031, patient 377) were used for training and evaluating BPNN. As a result, the average value of the classification accuracy was 92.3 (standard deviation  $\pm 0.9\%$ ). The proposed method was independent of clinical information, and showed good potential for non-invasive diagnosis and monitoring of joint disorders such as osteoarthritis and chondromalacia patella.

**Key Words** : VAG, Back-propagation neural network, Singular value decomposition, Time-frequency distribution

### 1. 서 론

관절 질환을 진단하기 위해서는 단순 방사선 사진(X-ray)이나 전산화단층촬영(CT), 핵자기공명영상(MRI)과 같은 방사선학적 검사 방법[1-2]과 관절경(arthroscopy)과 같은 침습적인 검사방법이 주로 사용되고 있다[3]. 하지만, 이러한 방법들은 연골의 해부학적인 영상을 제공할 뿐 연골 기능에 대한 정보를 제공하거나 이를 정량화하기 어렵다는 단점이 있다[4]. 또한, 관절 질환이 진행되는 초기 단계에서 일반적인 검사법으로는 관절의 상태 변화를 검출하는데 한계가 있으며, 연골의 퇴보가 오랜 시간 진행된 후에도 관절경 검사와 같은 침습적인 검사법을 사용하지 않고 관절 질환을 진단하기는 어렵다[5].

관절음은 관절의 굴곡/신전 운동 시 연골의 마찰에 의해 발생하는 소리 신호이며, 정상적인 노화 과정에 의해서나 혹은 물리적 충격으로 인해 인대나 반월상 연골 등의 손상될 경우, 정상인과 다른 크기와 주파수 특성을 가진 관절음이 발생하게 된다. 관절음에 대한 연구의 역사는 17세기에 시작되었으며 이때 Robert Hook은 관절 청진음이 병적 관절의 진단적 신호가 될 수 있음을 처음으로 언급하였다[6]. 1929년에 Walter는 "Value of joint auscultation"이라는 저서에

서 1600명의 환자를 대상으로 슬관절의 청진음을 수집하여 해부학적 병변과 연관을 시도하였다[7]. 또한 Mollan은 관절음을 수집하는데 따르는 잡음을 최소화하고 과학적 분석을 위하여 연구를 진행하였다[8].

기본적인 이학적 검사 방법의 하나인 청진법을 이용하여 비침습적으로 관절 질환을 진단하기 위한 연구는 1970년대 이후로 꾸준히 진행되고 있다. Prinz[9]와 Widmalm[10]은 악관절 질환을 가진 환자의 관절음의 크기, 주파수 특성은 정상인에 비해 다른 특성을 가지며, 이러한 차이를 이용하여 관절 질환 유무를 판단할 수 있음을 보고하였다. Tavathia, Moussavi, Krishnan, Rangayyan, Lee는 슬관절음을 특성에 따라 segmentation 한 후 autoregressive (AR) modelling 기법을 이용하여 정상인과 환자의 슬관절음을 분류하였다[11-15]. 이 외에도 슬관절음의 시간-주파수 영역에서의 특징변수를 추출하여 정상과 환자 슬관절음을 분류하는 방법[16-17], wavelet 분해기법 이용한 방법[18]과 통계적 기법에 의해 추출된 변수를 추출하고 비선형 분류기를 이용하여 분류하는 방법[19-20]등 다양한 방법을 이용하여 비침습적으로 관절 질환을 진단하고자 하는 연구가 진행되어 왔다.

본 연구에서는 슬관절음을 시주파수 영역으로 변환하여 특징 변수를 추출한 후 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron, MLP) 신경회로망을 이용하여 분류 정확도를 측정하였다. 이를 위해 특이값 분해 기법(singular value decomposition, SVD)을 이용하여 시주파수 영역에서 잡음을 제거하였으며, MLP에서 가장 높은 분류 정확도를 측정할 수 있는 최적의 학습률과 은닉층 노드수를 결정하였다.

<sup>†</sup> 교신저자, 正會員 : 全北大學校 電子情報工學部 副教授

E-mail : cgsong@chonbuk.ac.kr

\* 正會員 : 全北大學校 大學院 電子情報工學部 博士課程

\*\* 正會員 : 全北大學校 再活醫學科 教授

接受日字 : 2008年 1月 2日

最終完了 : 2008年 3月 10日

2. 데이터 수집

2.1 실험 대상

2005년 2월부터 동년 10월까지 전북대학교병원에 내원한 환자들 중에서 슬관절의 이학적 검사와 MRI 검사를 실시하여 퇴행성관절염으로 진단된 환자 11명 (남자 7명, 여자 4명)을 실험군으로 선정하였다. 실험군의 연령은 평균 39.5 (표준편차 ±13.2)세 이었으며, 이 중 슬관절 전치환술 등의 슬관절을 수술한 기왕력이나 슬관절의 강직 또는 기타 근력, 인지력 등의 저하를 동반한 경우를 대상 환자에서 제외하였다. 그리고 슬관절과 고관절 질환의 기왕력이 없는 정상인 20명 (남자 7명, 여자 13명)을 대조군으로 선정하였으며, 평균 연령은 33.3 (표준편차 ±10.6)세 이었다.

2.2 데이터 수집 방법

고성능 피에조폴리머 센서가 내장된 전자청진기(SP-S1™, Hanbyul Meditec, Korea)를 이용하여 관절음을 수집하였으며 샘플링 주파수는 6 KHz이었다. 또한 전위차계와 각도계를 조합하여 자체적으로 제작한 전자각도계를 사용하여 관절 운동 각도를 측정하였다. 측정된 관절음과 관절각도 신호는 A/D 컨버터 (MP-100™, Biopac system, U.S.)를 이용하여 디지털 신호로 변환되어 컴퓨터에 저장하였다.

슬관절의 운동 각도를 측정하기 위해 슬관절의 외측에 전자 각도계를 부착하였고, 전자 청진기의 횡격막을 슬관절의 내측에 부착하여 슬관절에서 발생하는 음향 신호를 수집하였다. 슬관절음은 해부학적인 구조를 고려하여, 슬관절 주변 근육의 진동으로 인해 발생하는 큰 잡음이 가장 작은 슬개골 측면에서 수집하였다[8]. 이때 슬관절 운동으로 인해 청진기와 슬관절의 접촉면에서 발생하는 잡음을 제거하기 위해 청진기와 슬관절 사이에 젤을 발라주어 잡음을 최소화하였다.

피검자는 의자에 앉은 자세에서 체중 부하를 주지 않고 슬관절을 90° 굴곡위에서 0° 신전위로, 다시 90° 굴곡위로 돌아오는 신전-굴곡 운동을 0.5 Hz의 속도로 20초간 총 3차례 실시하였다. 운동 사이에는 충분한 휴식을 하였으며, 검사 중에는 조용한 환경을 유지하였다.

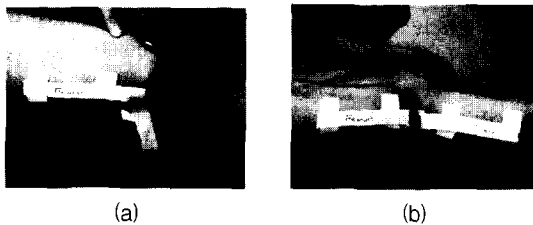


그림 1 실험 프로토콜 (a) 90° 굴곡, (b) 0° 신전  
Fig. 1 Experimental protocol (a) knee flexed in 90° on the electro-goniometer (b) full extension (0°) in sitting

표 1 전자청진기 특성

Table 1 Specification of electro-stethoscope

마이크로폰 대역폭	5~2000 Hz
작동환경	온도 : -20 °C ~ 60 °C 습도 : 20~90 %RH
공급전원	CR123A 3V

3. 특징벡터 추출

그림 2는 수집된 슬관절음에서 특징벡터를 추출하고 신경 회로망을 이용하여 정상과 환자 여부를 분류하기 위한 과정을 나타낸 것이다. 먼저 수집된 슬관절음은 동적 시간 신축 (dynamic time warping, DTW) 기법을 이용하여 굴곡(90°)→신전(0°)→굴곡(90°)의 한 사이클 동안의 관절음 신호를 2초로 정규화 한다. 그 다음 20~3000 Hz 대역통과필터를 이용하여 관절음에 유입된 저주파 잡음과 고주파 잡음을 제거한 후, 시주파수 영역으로 변환한다.

시주파수 영역으로 변환된 신호는 SVD 기법을 이용하여 슬관절음의 특징 주파수가 분포된 신호 공간과 잡음 공간으로 분리한 후, 신호 공간의 신호로부터 각종 특징 변수를 추출한다. 이는 슬관절음의 학습과 인식을 위한 신경회로망의 입력 벡터로 사용되며, 최종적으로 정상인과 환자의 슬관절음 분류 능력을 평가한다.

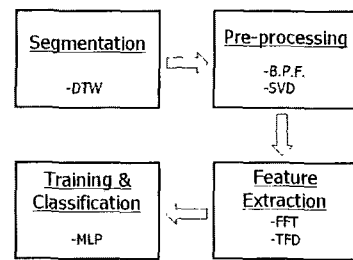


그림 2 특징벡터 추출 방법  
Fig. 2 Procedure for extracting the feature vector

3.1 시주파수 영역에서의 잡음 제거

SVD는 미지의 신호에서 관심 신호와 잡음 신호를 분리하기 위해 사용되며, EEG 등의 생체 신호를 분석하기 위해 다양하게 적용되고 있다[21]. 본 연구에서는 Wigner-ville distribution(WVD)을 이용하여 관절음을 시주파수 분포 (time-frequency distribution, TFD)로 변환한 후, SVD 기법을 이용하여 TFD에서의 잡음 성분을 제거하였다.

임의의 신호  $x(t)$ 의 TFD는 식 (1)처럼 표현할 수 있다. 식 (1)에서  $g(v,\tau)$ 는 이차원 커널이며, WVD는  $g(v,\tau)=1$ 로 하여 변환한다.

$$X(t,f) = \iiint_{-\infty}^{\infty} e^{j2\pi(t-v)\nu} g(v,\tau) x(\nu + \frac{\tau}{2}) x^*(\nu - \frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi f\tau} dv d\tau \quad (1)$$

SVD를 이용하여 TFD를 신호 영역과 잡음 영역으로 분리하는 과정은 다음과 같다.

TFD 후 얻은 행렬을  $X(N \times N)$ 라 하면,  $X$ 는 식 (2)와 같이 표시할 수 있다.  $U(M \times M)$ 와  $V(N \times N)$ 는 직교행렬,  $\Sigma$ 는 특이값 행렬( $M \times N$ )이다.

$$X = U \Sigma V^T \quad (2)$$

식 (2)는 아래의 식 (3)과 같이 변환될 수 있으며,  $X_i$ 와  $X_a$ 는 각각 신호 공간과 잡음 공간을 의미한다.

$$X = U \Sigma V^T = (U_i \ U_a) \begin{bmatrix} \Sigma_i & 0 \\ 0 & \Sigma_a \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_i^T \\ V_a^T \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$U_i U_i^T X = X V_i V_i^T = X_i$$

$$U_a U_a^T X = X V_a V_a^T = X_a$$

위의 수식을 이용하여 신호 공간을 분리하기 위해 행렬  $U$ 나  $V$ 의 차원(dimension)을 결정해야 한다. 본 연구에서는 특이값을 정규화 한 후 이를 미분하여, 기준 임계치(threshold) 이상의 차원을 신호 공간의 차원으로 결정하였다[22].

식 (3)에 의해 분리된 신호 공간 행렬  $X_i$ 는 식 (4)로 변환되며, 이 때 특이값  $U_i$ 와  $V_i$ 에 혼합된 잡음 성분은 3차 Savitzky-Golay smoothing 필터를 사용하여 제거하였다 ( $U_i', V_i'$ )[23].

$$X_i = U_i \Sigma_i V_i^T \quad (4)$$

최종 신호 공간 행렬  $X_e$ 는  $U_i', V_i', \Sigma_i$ 를 정규화한 행렬 ( $U_e, V_e, \Sigma_e$ )의 곱에 의해 계산되며 아래의 식 (5)와 같다. 그림 3은 본 연구에서의 슬관절음 TFD에서 SVD를 적용하여 잡음을 제거하기 전, 후를 비교한 것이다.

$$X_e = U_e \Sigma_e V_e^T \quad (5)$$

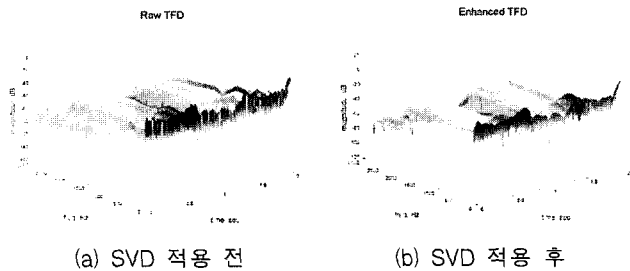


그림 3 SVD를 이용한 시주파수 영역에서의 노이즈 제거  
Fig. 3 Reducing noise in TFD using SVD (a) raw TFD (b) after applying SVD in TFD

### 3.2 특징벡터 추출

TFD에서 잡음이 제거된 신호 공간 행렬  $X_e$ 로부터 특징 변수 에너지 변수(energy parameter, EP), 에너지 분포 변수(energy spread parameter, ESP), 주파수 변수(frequency parameter, FP), 주파수 분포 변수(frequency spread parameter, FSP)를 계산한 후 각 변수의 평균과 표준편차를 특징 변수로 추출하였으며, 각 변수의 수식은 식 (6)~(9)와 같다[17].

또한 각 신호의 고속 푸리에 변환(fast fourier transform, FFT) 후 주파수 대역별로 총 32개의 값과, 주파수 영역에서의 평균 주파수, 중간 주파수를 계산하여 특징 변수로 추출하였다. 그림 4는 신경회로망의 학습 및 인식에 사용된 입력 벡터의 구조를 나타낸다. 각 특징변수는 (-1~1)사이의 값으로 정규화 하였다.

$$EP(t) = \frac{\sum_{f=0}^{f_m} X_c(t, f)}{f_m} \quad (6) \quad ESP(t) = \left[ \frac{\sum_{f=0}^{f_m} [X_c(t, f) - EP(t)]^2}{f_m} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

$$FP(t) = \frac{\sum_{f=0}^{f_m} f X_c(t, f)}{\sum_{f=0}^{f_m} X_c(t, f)} \quad (8) \quad FSP(t) = \left[ \frac{\sum_{f=0}^{f_m} [f - FP(t)]^2 X_c(t, f)}{\sum_{f=0}^{f_m} X_c(t, f)} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (9)$$

FFT pattern (32)	Mean freq. (1)	Median freq. (1)	TFD parameters (8)
---------------------	-------------------	---------------------	-----------------------

그림 4 입력 벡터의 구조  
Fig. 4 Structure of the input vector

### 3.3 신경회로망 구성

피검자로부터 추출된 입력 벡터를 이용하여 신경회로망을 학습시키고, 정상군과 환자군의 분류 성능을 평가하였다. 그림 5는 본 연구에서 사용된 신경회로망의 구조를 나타낸 것으로, 생체 신호 분류에 우수한 성능을 보이는 다층 오류 역전파 신경회로망(back-propagation neural network, BPNN)을 사용하였다. 본 연구에서의 BPNN은 입력-은닉-출력 노드의 다층 구조이며, 각 노드는 입력 노드 43개(특징 변수 42개, bias 1개), 출력 노드 1개로 구성되어 있다. 식 (10)은 본 연구에서 BPNN의 활성화 함수(activation function)로 사용된 양극 시그모이드 함수의 수식을 나타낸다. 출력 노드는 (-1, 1) 사이의 값을 가지며, 출력 값이 양수이면 정상군, '0'이거나 음수이면 환자군으로 분류하도록 하였다.

$$f(x) = \frac{2}{1 + \exp(-x)} - 1 \quad (10)$$

$$f'(x) = \frac{1}{2} [(1 + f(x)) [1 - f(x)]]$$

또한 신경회로망은 학습률( $a$ )과 은닉층 노드의 갯수( $p$ )에 의해 분류 성능에 큰 편차를 보이므로, 본 연구에서는 최고의 분류 성능을 나타낼 수 있는 최적의 학습률과 은닉층 노드의 갯수를 결정하였다. 학습률은 5가지(0.4, 0.2, 0.1, 0.05, 0.01) 경우를 고려하였으며, 은닉층 노드수는 7가지(10, 15, 20, 25, 30, 35, 40) 경우를 고려하여 총 35가지 경우에서 최고의 인식률을 보이는 학습률과 은닉층 노드수를 결정하였다.

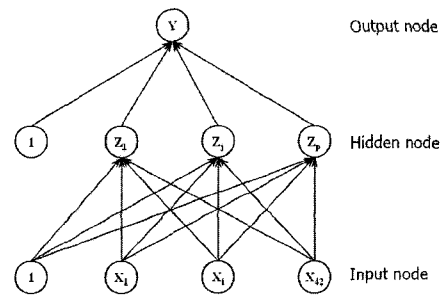


그림 5 BPNN 구조  
Fig. 5 Structure of BPNN

## 4. 실험 결과

그림 6은 TFD에서 정상군과 환자군의 특징 벡터를 비교한 것이다. 그림 6의 (a)는 슬관절 운동 한 사이클 동안 정상인(28세 남자)으로부터 수집된 관절음의 시간축을 정규화한 신호이고, (c)는 신호 (a)로부터 추출된 특징 벡터를 나타내며, (b)와 (d)는 퇴행성관절염 환자(52세 남자)에게서 수집된 관절음 신호와 특징 벡터를 나타낸다. 정상인 슬관절음의 경우 임의의 관절 각도에서 주파수 분포가 집중되고 신호 크기가 커지는 양상을 보이나, 환자군의 경우에는 관절 운동 전 구간에서 다양한 주파수가 분포되는 양상을 보였다. 퇴행성관절염 환자의 경우 관절 사이의 연골이 마모되거나 연골의 전 부위에 분포된 염증으로 인하여 관절 사이의 마찰면이 거칠기 때문에 관절 운동 시 마찰 계수가 증가하여 관절음 신호의 변화 양상이 불안정한 특성을 보이며, 정상군과 환자군의 이러한 신호 특성을 이용하여 특징 벡터를 추

출하고 신경회로망의 입력 벡터로 사용하였다.

피검자로부터 총 1408개의 입력 벡터를 수집하였으며, 이 중 정상인 그룹의 입력 데이터는 1031개, 환자 그룹은 377개 이었다. 전체 데이터를 임의로 섞은 후, BPNN 학습을 위해 전체 데이터의 80%, 분류 정확도 검사를 위해 나머지 20%의 데이터를 사용하였으며, 신경망의 학습과 분류를 총 10회 반복하여 평균 분류 정확도를 측정하였다.

표 2는 최적의 신경회로망 구성을 위해 본 연구에서 모의된, 학습률과 은닉층 노드수에 따른 분류 정확도를 비교한 것

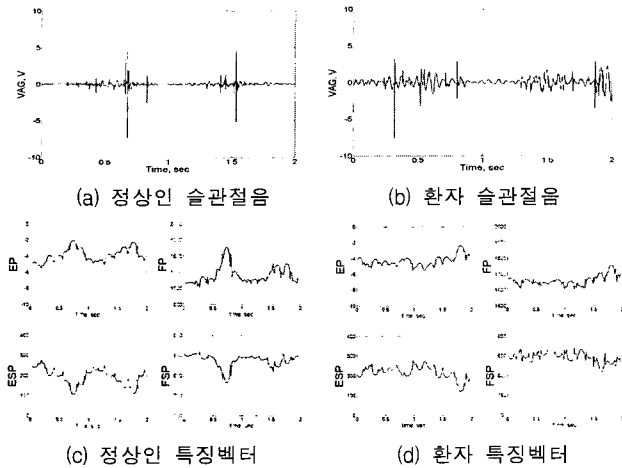


그림 6 정상군과 환자군 슬관절음의 특징벡터 비교  
**Fig. 6** VAG signals and feature vectors obtained from the TFD of a normal and a patient subject; VAG signal of (a) a normal, (b) a patient; feature vector of (c) the normal VAG signal, (d) the patient VAG signal

표 2 학습률과 은닉층 노드수에 따른 정확도 비교  
**Table 2** Accuracy according to learning rate and the number of hidden node of BPNN

a \ p	10	15	20	25	30	35	40
	0.4	90.5	90.1	89.1	88.7	89.1	88.7
0.2	91.9	91.2	92.3	91.9	91.6	91.6	91.6
0.1	92.6	91.6	92.6	91.9	92.3	<b>94.0</b>	91.9
0.05	91.2	91.9	90.5	92.6	92.3	91.2	90.5
0.01	90.8	91.6	91.2	90.5	90.8	89.8	89.8
0.1	31	32	33	34	35	36	37
	<b>94.0</b>	91.9	93.0	93.0	93.0	93.3	91.6
	38	39	a : learning rate				
	91.9	91.6	p : # of hidden node				

표 3 정상인과 환자 슬관절음 분류 정확도  
**Table 3** Classification of 282 VAG signals into two groups using 32 TF features per signal

Actual group	# of signals	Predicted group	
		normal	patient
normal	199	190 <i>95.5%</i>	9 <i>0.5%</i>
patient	83	10 <i>12.0%</i>	73 <i>88.0%</i>
Total	282	<b>overall accuracy 93.3%</b>	

이다. 실험 결과, 모든 경우에서의 인식 정확도는 평균 91.4 (표준편차  $\pm 1.3$ )% 이었으며, 학습률은 0.1, 은닉층 노드수는 31개인 경우 최고의 정확도인 94.0 %를 보였다.

표 3은 최적의 학습률(0.1)과 은닉층 노드수(31개)로 구성된 BPNN을 학습시킨 후, 각 그룹의 분류 정확도를 나타낸 것으로, 전체 데이터에 대한 분류 정확도는 평균 92.3(표준편차  $\pm 0.9$ )%이었으며, 최고 93.3%의 분류 정확도를 보였다.

### 5. 고 찰

슬관절음은 슬관절 굴곡/신전 운동 시 연골의 마찰로 인해 발생하는 음향 신호로서, 시간에 따라 그 특성이 변화하는 비안정적 다중성분의 신호이다. 현재까지 청진법을 이용하여 슬관절 질환 여부를 진단하고자 하는 시도는 있었으나, 슬관절음 신호의 비안정적인 특성으로 인하여 의료영상장비나 관절경 등을 시행하기 전 초진 단계에 제한되어 사용되어 왔으며, 슬관절음만을 이용하여 관절 질환 진단에 적용한 경우는 전무하였다. 따라서 본 연구에서는 정상인과 퇴행성 관절염 환자의 관절음의 주파수 특성이 다르다는 기존 연구 결과[6-7, 9-10]에 착안하여, 시주파수 영역에서 슬관절음의 특징 변수를 추출하고 신경회로망을 이용하여 정상과 환자 슬관절음의 분류 정확도를 측정하였다.

본 연구에서는 기존의 마이크로폰으로 감지하기 힘든 미세한 음향 신호를 수집하기 위해 전자 청진기를 이용하여 슬관절음 데이터를 수집하였다. 하지만 데이터 수집 동안 청진기의 각막과 피부의 마찰로 인한 잡음이 데이터에 유입될 수 있으므로, SVD 기법을 이용하여 TFD에서의 잡음 성분을 제거하였다. 그림 3에서 보이는 바와 같이, SVD 과정을 거친 TFD는 기존에 알려진 연구와 동일하게 500 Hz 이하의 저주파 대역에 에너지가 집중되며, 실제 모든 데이터에서의 신호 공간과 잡음 공간의 신호 대 잡음비(SNR)는 평균 8.14 dB(표준편차  $\pm 6.30$  dB)로서, 전 대역에 고루 퍼져있는 잡음 성분이 상당수 제거됨을 알 수 있다.

신경회로망을 이용하여 정상군과 환자군을 분류할 때, 신경회로망의 성능은 특징 변수의 선정에 의해 크게 영향을 받는다. 본 연구에서는 Fourier 변환을 이용한 주파수 분포 변수와 TFD에서의 에너지, 주파수 변수를 특징 변수로 선정하였다. 주파수 분포 변수는 관절 운동 한 사이클 동안 발생하는 관절음의 주파수 분포를 나타내며, 관절 운동 동안 발생하는 관절음의 전체적인 주파수 분포 형태를 알 수 있는 변수이다. 또한 TFD에서 추출된 EP는 TFD의 각 시간에서의 평균 에너지를, FP는 평균 주파수를, 그리고 ESP와 FSP는 각각 에너지와 주파수의 분포를 나타내는 변수로서, Krishnan 등[17]의 보고에 의하면, 환자의 경우 정상인에 비해 EP, ESP, FP, FSP의 평균과 표준편차가 큰 것으로 알려져 있다. 따라서 본 연구에서도 TFD에서 추출된 EP, ESP, FP, FSP의 평균과 표준편차를 계산하여 특징 변수로 선정하였다.

정상인과 환자의 슬관절음 분류와 관련된 1990년 대 이후의 연구 결과에 따르면, 캡스트럼 계수를 이용한 로지스틱 회귀 분석(logistics regression analysis) 시 75.6%의 분류 정확도를 보였으며, TFD 분석 시 정확도 68.9%, wavelet 분해 기법을 이용한 선형 판별 분석(linear discriminant analysis) 시 76.4%, genetic algorithm을 이용한 선형 strict

2-surface proximal (S2SP) 분류기 적용 시 74.2%, 비선형 S2SP 분류기 적용 시 91.0%의 성능을 보였다[20]. 본 연구에서는 SVD 기법이 적용된 TFD와 FFT 변환을 통해 추출된 특징 변수를 이용하여 BPNN을 학습시킨 결과, 최고 93.3 (평균 92.3±0.9)%의 정확도를 보였다.

현재 슬관절음 수집 시 표준 검사 방법이나 질환별 환자 데이터베이스가 없어서 기존 연구와의 직접 비교에는 한계가 있다. 추후 더 많은 피검자를 대상으로 관절음을 수집하여 데이터베이스의 신뢰성을 향상하면 좀 더 높은 정확도를 가질 수 있으리라 생각한다. 또한 기존 연구의 경우, 슬관절음 수집 시 관절 운동 범위는 일정하게 유지하였으나, 운동 속도에 대한 프로토콜이 정해지지 않아, 반복적인 관절 굴곡/신전 운동 시 근 골격계 상태 변화로 인한 특징 변수의 변화를 고려하지 않았다는 문제점이 있었다. 또한 관절운동 시작 지점과 끝 지점을 정확히 측정하지 않고 관절음 발생 기간 동안의 데이터만을 세분화하여 사용하였기 때문에 정상인과 환자의 관절음을 분류하는데 상대적으로 낮은 인식률을 보인 것으로 생각된다. 실제로 정상인 관절음의 경우 크기가 크고 낮은 주파수의 특성을 가지며 짧은 지속 시간을 갖는 click음이 불규칙적으로 발생하지만, 환자의 경우에는 크기가 작고 높은 주파수를 갖으며 관절 운동 전 구간에서 발생하는 creak이나 crepitus음이 빈번히 발생하는 것으로 알려져 있다[9]. 따라서 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해, 관절 운동 한 사이클의 운동 속도를 90°/sec로 일정하게 유지하도록 하여 관절운동 속도 변화로 인한 주파수 특성 변화 요인을 최소화하였으며, 또한 한 사이클의 소요 시간을 2초로 정규화 하여 click, creak, crepitus와 같은 신호 특성이 특징 변수에 반영되도록 하여 분류 정확도를 높이고자 하였다.

본 연구에서는 환자군의 분류 정확도(88.0%)가 정상인(95.5%)에 비해 상대적으로 낮은 것으로 나타났다(표 3). 실험군 선정 시, 환자군은 모두 퇴행성관절염으로 진단된 환자로 구성하여 질병 발생 원인이나 관절 상태를 일정하게 하고자 하였으나, 실제 환자별 관절염 진행 상태나 질병의 경, 중 정도가 각각 다를 수 있어 이로 인해 정확도가 감소한 것으로 생각된다. 또한 데이터 수집 시 청진기 횡격막과 피부의 마찰로 인해 불가피하게 유입된 잡음으로 인해 오차가 발생한 것으로 생각된다. 따라서 추후 연구 시 피검자 각각의 병리적 상태에 따라 다양하게 그룹화 함으로써 분류 정확도를 향상시키는 연구가 필요할 것으로 생각되며, 전자 청진기를 이용하여 데이터 수집 시 유입되는 잡음을 최소화하기 위한 신호처리 방법에 대한 연구가 필요할 것으로 생각된다.

현재 슬관절음을 이용하여 관절 질환별로 환자를 분류하고자 하는 연구는 아직까지 활발히 보고되고 있지 않다. Frank 등은 슬관절 연골 연화증의 진행 상태에 따라 중심 주파수 대역이 변화함을 보고하였으며[6], Lee 등은 관절염 환자를 신호 특성에 따라 총 3가지 그룹으로 분류하고자 하였다[15]. 본 연구에서는 퇴행성관절염 환자만을 선별하여 환자군으로 구성하였으나, 추후 다양한 관절 질환을 가진 환자를 대상으로 데이터를 수집하고 이를 이용하여 각 질병의 분류 성능을 평가하는 연구를 실시하도록 하겠다. 이와 병행하여 각 질환별로 슬관절음의 시간-주파수 특성을 비교, 분석하는 연구를 실시할 계획이다.

## 6. 결 론

본 연구에서는 시주파수 영역에서 정상인과 퇴행성관절염 환자의 슬관절음의 특징 변수를 추출하고, 신경회로망을 이용하여 분류 정확도를 측정하였다. 슬관절음의 시주파수 변환 후 SVD 기법을 이용하여 신호 공간과 잡음 공간으로 분리한 결과, 신호 대 잡음비는 평균 8.14 dB (표준편차 ±6.30 dB) 이었으며, 정상군과 환자군의 분류 정확도는 평균 92.3(표준편차 ±0.9)%이었다. 본 연구는 슬관절음이 관절 질환 여부를 판단할 수 있는 비침습적 진단 도구로 사용될 수 있는 가능성을 보였으며, 슬관절음 분석을 통한 질병의 조기 진단과 예후 판정에 도움이 될 것으로 예상된다.

## 감사의 글

본 연구는 2차 BK21 사업의 지원에 의하여 이루어진 것임.

## 참 고 문 헌

- [1] H. Yoshioka, K. Stevens, M. Genovese, M. F. Dillingham and P. Lang, "Articular cartilage of knee : normal patterns at MR imaging that mimic disease in healthy subjects and patients with osteoarthritis", *Radiology*, vol. 231, pp. 31-38, 2004.
- [2] C. G. Peterfy, A. Guermazi, S. Zaim, P. F. J. Tirman, Y. Miaux, D. White, M. Kothari, Y. Lu, K. Fye and S. Zhao, "Whole-organ magnetic resonance imaging score(WORMS) of the knee in osteoarthritis", *Osteoarthritis and Cartilage*, vol. 12, pp. 177-190, 2004.
- [3] D. J. Fluhme, P. Z. Cohen, "Knee arthroscopy in the older patient", *Operative Tech. Othopaedics*, vol. 12, pp. 119-123, 2002.
- [4] I. Van Breuseghem, "Ultrastructural MR imaging techniques of the knee articular cartilage: Problems for routine clinical application", *Eur. Radio.*, vol. 14, pp. 184-192, 2004.
- [5] C. C. Jiang, J. H. Lee, T. T. Yuan, "Vibration arthrometry in the patients with failed total knee replacement", *IEEE trans. Biomed. Eng.*, vol. 47, pp. 219-227, 2000.
- [6] C. B. Frank, R. M. Rangayyan and G. D. Bell, "Analysis of knee joint sound signals for noninvasive diagnosis of cartilage pathology", *IEEE Eng. Med. Bio. Magazine*, vol. 9, pp. 65-68, 1990.
- [7] G. F. McCoy, J. D. McCrea, D. E. Bevarland, W. G. Kernohan and R. A. B. Mollan, "Vibration arthrography as a diagnostic aid in disease of the knee", *J. Bone Joint Surg.*, vol. 69, pp. 288-293, 1987.
- [8] Y. Shen, R. M. Rangayyan, G. D. Bell, C. B. Frank, Y. T. Zhang and K. O. Ladly, "Localization of knee joint cartilage pathology by multichannel vibroarthro-

graphy", Med. Eng. Phys. vol. 17, pp. 583-594, 1995.

[9] J. F. Prinz and K. W. Ng, "Characterization of sound emanating from the human temporomandibular joints", Archs. Oral. Biol., vol. 41, pp. 631-639, 1996.

[10] S. E. Widmalm, W. J. Williams, D. Djurdjanovic and D. C. McKay, "The frequency range of TMJ sounds", J. Oral Rehab., vol. 30, pp. 335-346, 2003.

[11] S. Tavathia, R. M. Rangayyan, C. B. Frank, G. D. Bell, K. O. Ladly and Y. T. Zhang, "Analysis of knee vibration signals using linear prediction", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 39, pp. 959-970, 1992.

[12] Z. M. K. Moussavi, R. M. Rangayyan, G. D. Bell, C. B. Frank, K. O. Ladly and Y. T. Zhang, "Screening of vibroarthrographic signals via adaptive segmentation and linear prediction modeling", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 43, pp. 15-23, 1996.

[13] S. Krishnan, R. M. Rangayyan, G. D. Bell, C. B. Frank and K. O. Ladly, "Adaptive filtering, modelling and classification of knee joint vibroarthrographic signals for non-invasive diagnosis of articular cartilage pathology", Med. Biol. Eng. Comput., vol. 35, pp. 677-684, 1997.

[14] R. M. Rangayyan, S. K. Krishnan, G. D. Bell, C. B. Frank and K. O. Ladly, "Parametric representation and screening of knee joint vibroarthrographic signals", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 44, pp. 1068-1074, 1997.

[15] J. H. Lee, C. C. Jiang, T. T. Yuan, "Vibration arthro-metry in patients with knee joint disorders", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 47, pp. 1131-1133, 2000.

[16] Y. T. Zhang, C. B. Frank, R. M. Rangayyan and G. D. Bell, "Mathematical modeling and spectrum analysis of the physiological patello-femoral pulse train produced by slow knee movement", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 39, pp. 971-979, 1992.

[17] S. Krishnan, R. M. Rangayyan, G. D. Bell and C. B. Frank, "Adaptive time-frequency analysis of knee joint vibroarthrographic signals for noninvasive screening of articular cartilage pathology", IEEE trans. Biomed. Eng., vol. 47, pp. 773-783, 2000.

[18] K. Umpathy and S. Krishnan, "Modified local discriminant bases algorithm and its application in analysis of human knee joint vibration signals", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 53, pp. 517-523, 2006.

[19] R. M. Rangayyan and Y. F. Wu, "Screening of knee-joint vibroarthrographic signals using statistical parameters and radial basis functions", Med. Bio. Eng. Comput., vol. 46, pp. 223-232, 2008.

[20] T. Mu, K. Nandy and R. M. Rangayyan, "Strict 2-surface proximal classification of knee joint vibroarthrographic signals", in Proc. of 29th Ann. Int. Conf. IEEE EMBS, pp. 4911-4914, Lyon, France,

Aug., 2007.

[21] B. Boashash, "Introduction to the concepts of time-frequency signal analysis and processing, Part I, Elsevier, Oxford, 2003.

[22] H. Hassanpour, "Improved SVD-based technique for enhancing time-frequency representation of signals", IEEE Int. Sympos. Circ. Syst., New Orleans, pp. 1819-1822, 2007.

[23] J. Luo, K. Ying and J. Bai, "Savitzky-Golay smoothing and differentiation filter for even number data", Signal Process., vol. 85, pp. 1429-1434, 2005.

## 저 자 소 개



### 김거식 (金巨植)

1978년 7월 5일생.  
 2004년 전북대학교 전자정보공학부 졸업.  
 2006년 동 대학원 전자공학과 졸업(석사).  
 2006년~현재 동 대학원 박사과정  
 Tel : 063-270-4317  
 Fax : 063-270-4317  
 E-mail : keosikis@chonbuk.ac.kr



### 서정환 (徐廷煥)

1962년 11월 11일생  
 1987년 연세대학교 의대 의학과 졸업  
 1991년/1994년 동대학원 의학과 졸업  
 (석사, 박사)  
 2004~2006년 대한재활의학회 감사  
 1996년~현재 전북대 재활의학과 교수  
 Tel : 063-250-1797  
 Fax : 063-250-1797  
 E-mail : vivaseo@chonbuk.ac.kr



### 송철규 (宋哲奎)

1962년 11월 10일생  
 1987년 연세대학교 의용전자공학과 졸업  
 1991년/1998년 동대학원 전기공학과 졸업  
 (석사, 박사)  
 1994~1999년 삼성종합기술원 전문연구원  
 1999년~현재 전북대 전자정보공학부 부  
 교수  
 Tel : 063-270-4282  
 Fax : 063-270-4282  
 E-mail : cgsong@chonbuk.ac.kr