

# 공간필터에 의한 운동단위 활동전위의 분해능 향상에 관한 연구

論文

53D-1-8

## A Study on Improvement of MUAP Resolution using Spatial Filter

梁德鎭\* · 全昌翼\*\* · 李泳錫\*\*\* · 李眞§ · 金成煥§§

(Duck-Jin Yang · Chang-Ik Jun · Young-Suk Lee · Jin Lee · Sung-Hwan Kim)

**Abstract** - Conventional bipolar surface electromyography(EMG) technique detects only the superimposed electromyographic activity of a large number of motor units due to its low spatial resolution. For the diagnosis of neuromuscular disorder, the information of single MU is required. In this paper, 9 channel array surface electrode system was designed and *MLoG* filter was proposed. Also the MCPT(modified convolution processing technique)method was proposed for the improvement of MUAP resolution. For performance evaluation, power spectrum analysis of random data and raw EMG signal comparison of MUAP shape and quantitative estimation of SNR were executed. As a result, the MUAP resolution improvement of 32% was obtained from the standpoint of the signal-to-noise ratio(SNR).

**Key Words** : electromyography(EMG), spatial filter, MUAP

### 1. 서론

근육내부의 활동 패턴과 밀접한 관계가 있는 신경근 질환(neuromuscular disorder)의 진단과 근육의 활성 구조를 파악하기 위해서 단일 운동단위(motor unit, 이하 MU)에 관한 정보를 얻는 것은 매우 중요하다[1][2]. 이러한 근육의 정확한 매카니즘을 이해하기 위해서 침 전극을 이용한 침습적인(invasive) 방식이 사용되어 왔으나 이 방법은 환자에게 고통을 주기 때문에, 이를 해결하기 위한 방안으로 비침습적인 표면전극(surface electrode)을 이용하여 근육의 활동을 파악하려는 시도가 있어왔다. 그러나 비침습적인 방식으로 획득한 신호는 침습적인 방식에 비해서 운동단위 활동전위(motor unit action potential ; MUAP)로 가정되는 파형에 대한 분해능이 좋지 못해 MU에 관한 정확한 정보를 얻기가 어려웠다[3].

Disselhortst-Klug[1]는 이러한 문제점에 대해 공간적 분해능을 향상시키기 위한 방안으로 영상처리 영역에서 사용하는 공간필터(spatial filter)를 제시하였다. 그러나 Disselhortst-Klug[1]가 제안한 공간필터들은 근전도 신호의 정보를 포함하는 어느 일정 부분의 고주파 성분의 왜곡을 가져왔다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 9채널 어레이 방식(spatial electrode array)의 표면전극을 이용한 근전도 신호 측정시스템을 제작하고, Disselhortst-Klug[1]의 필터보다 우수한 분해능 성능을 보이는 *MLoG*(modified laplacian of gaussian) 필터와, 측정 근육의 전도속도를 고려한 변형된 컨볼루션 처리 방식(modified convolution processing technique ; MCPT)을 제안하고 이들을 사용하여 MU에 대한 비침습적인 방식의 신뢰도를 향상시켰다.

이를 검증하기 위하여 전력 스펙트럼 분석과 실제 근전도 신호에 대한 시간 영역에서의 비교를 통하여 한 개의 MU에 대한 분해능의 향상을 평가하였으며, SNR을 이용하여 신호에 대한 잡음의 감소를 정량적으로 확인하였다.

### 2. 운동단위 활동전위와 근신호의 발생

척수(spinal cord)에 위치하고 있는 운동 신경원들에 의해 근섬유들이 활성화되며, 이 운동신경원들(motor neurons)의 축삭(axon)은 근섬유와 연결되어 있다. 각 운동 축삭은 많은 가지(branch)를 가지며 근섬유를 활성화시킨다. 하나의 운동 신경원과 그에 속한 모든 근섬유를 MU라 한다. 각 MU의 근섬유들은 서로 가까운 위치에 있으며, MU들은 서로 같은 영역(territory)을 갖는다.

그림 1에서 MU의 반복되는 발화는 MU의 활동전위열(motor unit action potential train ; MUAPT)이라 알려진 임펄스열(impulse train)을 발생시키며, 근육의 수축을 유지하기 위해서 MU들은 계속해서 활성화되어야 한다. 즉, 근수축의 증가는 MU의 발화율(firing rate)에 의해 영향을 받으며, 각각의 MU에 의해 발생되어진 전기적인 활동의 합을 근전도라 한다.

\* 正 會 員 : 서울市立大學校 大學院 電子電氣컴퓨터 工學科

\*\* 正 會 員 : 韓國電氣研究院 研究員

\*\*\* 正 會 員 : 慶尙大學校 전자공학과 부교수

§ 正 會 員 : 삼척대학교 컴퓨터응용 제어공학과 조교수

§§ 正 會 員 : 서울市立大學校 大學院 電子電氣컴퓨터 工學科 조교수

接受日字 : 2003年 8月 5日

最終完了 : 2003年 11月 11日

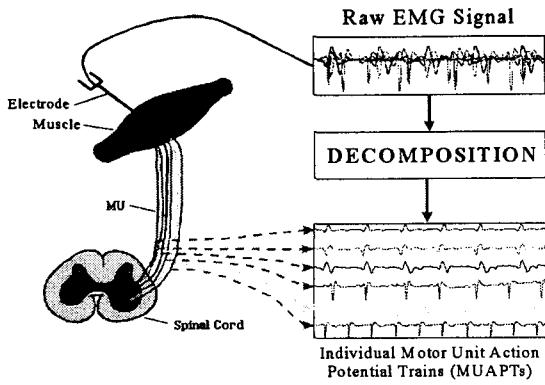


그림 1 근전도 신호의 발생 (MUAPT: 운동단위 활동전위 열)  
 Fig. 1 A generation of EMG signal (MUAPT: motor unit action potential train)

그림 1에서와 같이 척수로부터 전도된 MUAP는 서로 중첩이 되어 하나의 근전도 신호를 생성한다. 즉, 근전도는 근육의 수축과 이완시에 일어나는 이온(ion)의 이동으로 인하여 발생하는 전위이다. 이는 근육을 구성하고 있는 근섬유로부터 나오는 전기적 신호이며, 근섬유들의 활동전위의 시간적, 공간적인(spatial temporal) 합으로써 근전도가 이루어진다. 근전도 파형의 형태 및 크기는 전극이 부착된 피부표면의 아래에서 나타나는 활동전위의 크기, 피부표면과의 거리, 각 근섬유에서 발생하는 운동단위의 활동전위의 크기에 의해서 결정된다.

근육계나 신경계의 여러 병적인 증상이 있을 경우, 근전도 신호의 형태에 영향을 미치게 되는데, 이러한 근전도 신호의 분석은 근육의 기능, 신진대사, 피로상태 및 신경근육계 질환의 진단에 사용되며, 생체계환(biofeedback)을 통한 치료 및 재활보조기구의 동작에도 널리 이용되고 있다.

### 3. MU 정보추출을 위한 공간필터와 컨벌루션 처리의 제안

#### 3.1 Disselhorts-Klug[1]의 공간 필터

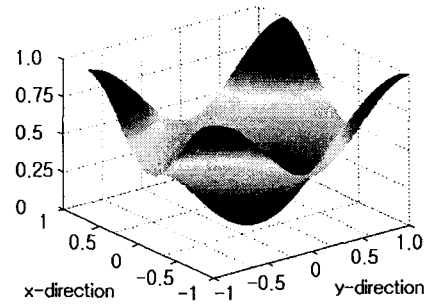
어레이(array) 전극(그림 7 참조)의 각 단자의 가중 요소(weighting factor)들은 Taylor 급수에 의해 근사화된 라플라스 방정식으로 결정될 수 있으며, 2차 공간 도함수인 이 필터는 미분 방향에 수직인 경계의 검출에 사용된다. *NDD* (normal double differentiating) 필터는 일종의 특별한 라플라스 필터이다[9]. 각각의 근전도 전극의 가중 요소들은 필터 마스크에 의해 다음과 같이 표현된다.

$$M_{NDD} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

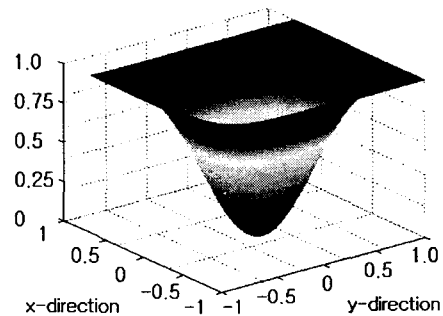
여기에서 필터 마스크의 행과 열은 근전도 전극 어레이의 행, 열과 같다.

*NDD*-필터의 전달 특성은 *DFT*(discrete fourier transform)에 의한 필터 마스크의 공간 주파수 분석에 의해 해석할 수 있다. 이를 위해 영상 처리에서는 주로 파수(wave

number)의 개념이 사용된다. 임의의 공간 신호는 서로 다른 파장(wavelength)을 가지는 파동의 중첩에 의해 재구성될 수가 있는데, 여기에서 파수는  $2\pi/\lambda$ 로 정의된다. 그리고 신호에 적용될 수 있는 최대 파수는  $2\pi$ 를 두 개의 인접한 공간 샘플들 간의 거리의 2배로 나눈 수치이다. 실제적으로 파수는 최대 파수로 표준화된다. 결론적으로, 표준화된 파수는 무차원(nondimensional)이 되고 -1과 1 사이의 값을 갖는다. 그림2는 서로 다른 파수에 대한 2차원 *NDD*-필터의 전달함수를 보여주고 있다.



(a)



(b)

그림 2 Disselhorts-Klug[1]가 제안한 공간필터의 전달함수 (a) *NDD* 필터 (b)  $IB^2$  필터

Fig. 2 Spatial filter transfer function proposed by Disselhorts-Klug[1] (a) *NDD* filter (b)  $IB^2$  filter

*NDD*-필터의 전달함수는 단지 최대 파동개수의 반 이하인 낮은 파동개수에 대해서만 등방성(isotropic)을 보인다. 여기서 등방성은 전달함수의 회전 대칭(rotational symmetry)에 해당한다.

공간필터의 개념은 전위 분포의 공간 구배(spatial gradient)의 결정에 기준을 두고 있기 때문에, 임의의 공간필터는 반전과 비반전 부분으로 구성되며, 제로 평균(zero-mean)이어야 한다. 이러한 조건을 만족하는 다른 필터도 더 좋은 필터 특성을 보일 수 있다. 또 다른 형태의 라플라스 필터를 얻기 위한 접근방법으로 등방성 전달함수의 특성을 보이는 이항(binomial) 필터가 스무딩(smoothing) 필터로 사용된다. 이항 필터로부터 유도되는 가장 낮은 차수의 라플라스 필터는 9개

근극단자들의 가중된 합을 기준으로 두고 있으며 이러한 필터를 2차 역 이항(second order inverse binomial, 이하  $IB^2$ ) 필터라 한다.

$$M_{IB^2} = \frac{1}{16} \left[ \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 16 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} \right] \\ = -\frac{1}{16} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & -12 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

이러한 필터들은 측정 기술의 공간적 선택도를 향상시키고, 근육의 높은 MVC(maximum voluntary contraction)에서도 한 개의 MU에 대한 활동을 구분 할 수 있도록 해준다. 그러나 근전도 신호의 총 대역인 약 10Hz~10kHz의 정보에 대한 손실이 있었고, 대부분의 정보가 분포하는 20Hz~400Hz 대역의 신호에 대한 효과적인 필터링을 보여주지 못하였으며, 신호의 샘플링 주파수에 따라, 즉 위상 지연에 따른 필터의 특성이 변화한다는 사실을 본 연구를 통하여 확인할 수 있었다.

### 3.2 본 논문에서 제안한 공간필터

본 논문에서는 근전도 신호 중에서 단일(single) MU에 대한 정보를 효과적으로 추출하기 위하여 Marr-Hildreth 연산자[12]라고도 불리는 LoG(laplacian-of-gaussian)필터를 수정한 MLoG(modified laplacian-of-gaussian)필터를 제안하였다. LoG 필터는 실제로 저역 통과 필터와 고역 통과 필터의 결합으로 이루어진 필터라고 할 수 있는데, 가우시안 필터가 스무딩시키면서 라플라시안 필터가 영상을 선명하게 한다 [13],[14]. 즉 이 필터는 영상의 저역 잡음을 감소시키고 동시에 영상의 경계를 강화시키는 특징을 가진다.

2차원 가우시안 필터는 공간영역과 주파수영역에서 모두 예리한 통과 대역을 갖는 최적의 스무딩 필터이다. 그리고 가우시안 스무딩 함수에 기반한 경계검출은 영상의 잡음을 줄이지만 잘못 검출되는 경계의 수를 줄이면서 경계의 굵기는 더 넓게 만든다. 또한 이 가우시안 필터가 대역통과 필터의 특징을 갖기 때문에 라플라시안 연산자가 클수록 그리고 표준편차인  $\sigma$ 의 수치가 커질 수록 더 많은 잡음이 제거될 수 있다. 그러나 동시에 영상의 선명성은 더 떨어지게 된다. 결국 잡음을 제거하면서 영상의 선명성을 유지하는 타협점이 필요하게 된다.

대부분 경계검출을 위한 마스크는 7×7보다 크지 않지만, LoG 필터의 필터 마스크는 LoG 연산자의 그 모양 때문에 크기가 더 큰 마스크를 요구한다. LoG 연산자를 만들기 위한 초기 작업은 마스크의 크기를 보통 35×35부터 시작한다. 그러나 이 과정은 많은 연산 시간을 요구하기 때문에 본 문에서는 3×3 어레이 표면전극으로 획득한 3×3 마스크를 근전도 신호의 대역에 적용시킨 최적의 변형된 MLoG 필터를 제안하였다. 먼저 임의의 영상의 함수를  $f(x, y)$ 라고 했을

때, 스무딩 역할을 하는 가우시안 필터링은,

$$g_{\sigma}(x, y) * f(x, y) \quad (3)$$

라고 할 수 있으며 '\*'는 컨벌루션 연산자를,  $g_{\sigma}(x, y)$ 는 가우시안 함수를 나타낸다. 2 차원 가우시안 함수는 다음과 같다.

$$g_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

이 식을 푸리에 변환을 하면,

$$G_{\sigma}(u, v) = e^{-\frac{1}{2}\sigma^2(u^2+v^2)} \quad (5)$$

이고,  $\sigma$ 는 가우시안 필터의 표준편차를 의미하고 스무딩 범위를 결정하는 매개변수이다.

다음으로 라플라시안 연산자의 컨벌루션을 수행하면 다음과 같다.

$$\nabla^2[g_{\sigma}(x, y) * f(x, y)] = \nabla^2g_{\sigma}(x, y) * f(x, y) \quad (6)$$

이 식으로부터 두 개의 연산자가 한 개의 필터로 즉, LoG 필터로 결합이 된다. LoG 필터 연산자는 다음과 같이 정의된다.

$$\nabla^2g_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{\pi\sigma^4} \left(1 - \frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (7)$$

푸리에 변환의 성질인,

$$\mathcal{F}\{f(x, y)\} \Leftrightarrow F(u, v) \quad (8)$$

를 이용하면 다음과 같다.

$$\mathcal{F}\{\nabla^2f(x, y)\} = -2\pi^2(u^2+v^2)F(u, v) \quad (9)$$

이 식과 식(4), (5)을 이용하면, LoG 연산자의 푸리에 변환을 얻을 수 있다.

$$\mathcal{F}[\nabla^2g_{\sigma}(u, v)] = -2\pi^2(u^2+v^2)e^{-\frac{1}{2}\sigma^2(u^2+v^2)} \quad (10)$$

여기에서,  $\mathcal{F}$ 는 푸리에 변환을 나타내며  $f(x, y)$ 와  $F(u, v)$ 는 푸리에 변환 쌍을 나타낸다. 3×3 행렬에서,  $u$ 와  $v$ 는  $1 \leq u \leq 3, 1 \leq v \leq 3$  으로 주어지며, LoG 공간 필터의 필터 마스크는 다음과 같다.

$$M_{LoG} = \begin{bmatrix} 1.24 \times 10^{-7} & 1.24 \times 10^{-7} & 1.24 \times 10^{-7} \\ 1.23 \times 10^{-7} & -1 & 1.23 \times 10^{-7} \\ 1.24 \times 10^{-7} & 1.24 \times 10^{-7} & 1.24 \times 10^{-7} \end{bmatrix} \quad (11)$$

실제 LoG 필터의 필터 마스크는 고차의 행렬을 요구하기 때문에 식(7)로부터 낮은 차수인 3×3 행렬만을 유도하였을 경우 필터의 전달 특성이 나빠질 수밖에 없었다.

그림 3은 식(11)의 필터 마스크로 이루어진 전달함수를 보여주고 있다.

그림 3에서 볼 수 있듯이 그림 2(b)의 IB<sup>2</sup> 필터의 전달함수와 비교해서 식(7)로부터 계산된 필터의 전달특성이 더 떨어진 점을 확인할 수 있다.

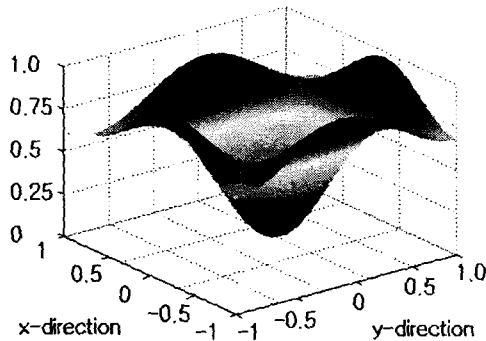


그림 3 식 (7)으로부터 계산된 LoG 필터의 전달함수  
Fig. 3 Transfer function of LoG filter derived from eq.(7)

그래서 본 논문에서는 계산된 3×3행렬의 (1,1)과 (3,3)원소의 값을 10으로 나누는 방법을 사용하여 전달함수 수직축의 0.5 이후에 나타나는 리플을 제거하였다. 결국 LoG 필터의 마스크 구현에 있어서 고차의 필터 마스크 대신 저차의 마스크를 사용하기 위해서 이와 같은 방법으로 등방성 필터인 MLoG 필터를 얻어냈다. 다음은 MLoG 필터의 필터 마스크와 전달함수이다.

$$M_{MLoG} = \begin{bmatrix} 1.24 \times 10^{-8} & 1.24 \times 10^{-7} & 1.24 \times 10^{-7} \\ 1.23 \times 10^{-7} & -1 & 1.23 \times 10^{-7} \\ 1.24 \times 10^{-7} & 1.24 \times 10^{-7} & 1.24 \times 10^{-8} \end{bmatrix} \quad (12)$$

그림 4에서 볼 수 있듯이 그림 3의 LoG 필터와 비교해서 MLoG 필터의 리플이 제거가 되었고, 그림 2의 IB<sup>2</sup> 필터에 비해 전이대역(transition band)의 감소가 더 급함을 확인할 수 있다.

결론적으로 본 논문에서는 영상처리에서 좋은 특성으로 자주 사용되는 LoG 필터의 원소 값을 변형시키는 방법을 사용하여 고차 LoG 필터에서 보이는 특성이 낮은 차수의 필터에도 적용이 될 수 있는 MLoG 필터를 제안하였다.

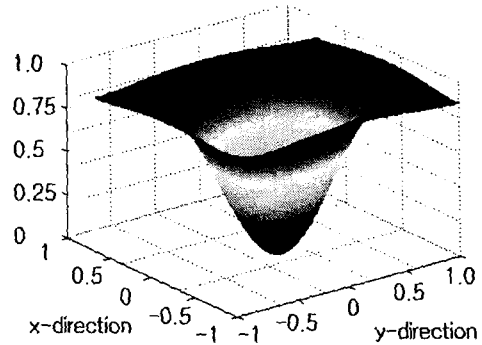


그림 4 MLoG 필터의 전달함수  
Fig. 4 Transfer function of modified MLoG filter

### 3.3. 본 논문에서 제안한 변형된 컨벌루션 처리기법

본 논문에서는 일반적인 컨벌루션 처리 방식이 아닌 측정 근육의 전도속도를 고려한 변형된 컨벌루션 처리기법을 제안하였다. MCPT의 근거는, 근전도 전극 어레이 방식으로 획득한 데이터가 샘플링 주파수에 따라서 위상 지연이 변화한다는 점에 기인하였다.

APB(abductor pollicis brevis) 근육의 전도 속도는 3[m/s]로 알려져 있는데[4], 데이터를 어레이 방식으로 획득할 경우 4096Hz 샘플링에 3 샘플의 위상 지연이 발생한다. 이를 뒷받침하기 위하여 본 연구에서 직접 제작한 9채널 어레이 방식으로 수집한 신호를 확대한 것이 그림 5와 같다.

그림 5에서 볼 수 있듯이 작성된 9 채널 어레이 신호 획득 프로그램은 9채널로 데이터를 입력받은 후 다시 원하는 부분을 확대해서 해석 할 수가 있다. 또한 9개의 채널에서 위상 지연이 약 3 샘플 정도 됨을 확인할 수가 있다.

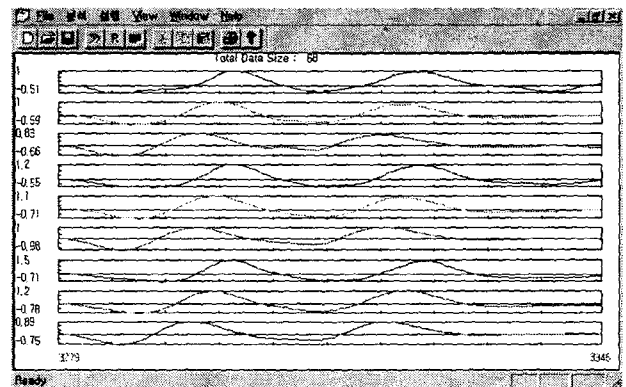


그림 5 9 채널 어레이 방식으로 수집한 신호를 확대한 그림  
Fig. 5 Expanded waveform obtained from 9 ch. array signal acquisition method

위의 데이터는 4096Hz로 데이터를 샘플링한 결과이다. 이 경우 일반적인 컨벌루션 처리의 방법을 사용할 경우, 공간필터들의 주파수 특성이 좋지 못했다.

그러나 그림 6에서와 같은 위상 지연을 고려한 컨벌루션 처리 기법을 사용하여 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

그림 6(a)는 9 채널 근전도 데이터의 일부를 보여주고 있는데, 각 채널 당 3 샘플의 위상 지연을 볼 수가 있다. 일반적인 컨벌루션의 방법을 이용하게 되면 그림 6(a) 그림의 X 위치의 값을 이용하여 컨벌루션이 수행된다. 그림의 O 위치의 값은 파형의 각 피크치를 나타내고 있는데 이 값들을 가지고 컨벌루션이 수행될 경우 X 값들을 이용한 것보다 더 좋은 결과를 얻을 수 있다. 다시 말하면, 컨벌루션은 컨벌루션 마스크와 필터 마스크의 각 원소를 서로 곱해서 모두 더한 값을 출력 값으로 결정하기 때문에 큰 수치(O 위치)로 이루어진 컨벌루션 마스크와 필터 마스크와의 컨벌루션 계산 값이 작은 수치(X 위치)로 이루어진 계산 값 보다 더 큰 값을 형성하게 된다.

LoG filter와 MLoG filter의 전달함수를 비교해 보면, MLoG filter의 경우가 LoG filter에 비해서 transition band 특성이 더 좋으며 저역쪽의 리플특성도 우수함을 확인할 수가 있다. 전자의 결과로 고역 특성이 향상되어 분해능이 좋아지고, 후자의 결과로 저역특성이 강건해져 분해능이 역시 향상된다. 따라서 그림 6(a)에서의 9 채널 데이터는 3 샘플씩 지연이 된 3 그룹으로 이루어졌으므로, 각 그룹에서 MUAP가 발생한 피크치로 이루어진 컨벌루션 마스크로 수행된 값들은 MUAP의 분해능을 더욱 키우고 잡음 성분의 수치로 이루어진 컨벌루션의 수행 값들은 분해능이 작아지게 된다. 결국 신호대 잡음비가 좋아지는 결과를 얻게 된다.

그림 6(b)은 MCPT 수행의 공간적인 배열을 나타내었다. 이 변형된 컨벌루션 처리기법은 공간적으로 4096×3×3의 형태를 가지는데, 먼저 첫 번째 윈도우의 1행과 다음 세 번째 윈도우의 2행 그리고 다시 다음 세 번째 윈도우의 3행으로 이루어진 윈도우를 그림 6(b) 오른쪽의 첫 번째 컨벌루션 윈도우로 선택해서 필터 마스크와 일반적인 컨벌루션처리를 하게 된다. 이 과정은 모두 앞에서 언급했듯이 획득된 근전도 신호가 4096Hz 샘플링의 데이터이고 이 신호는 APB 근육인 경우의 3[m/s]전도속도를 감안한 3샘플 위상지연을 고려한 과정이다.

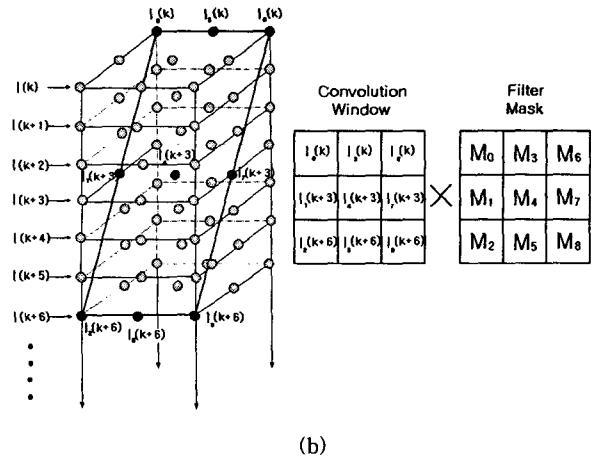
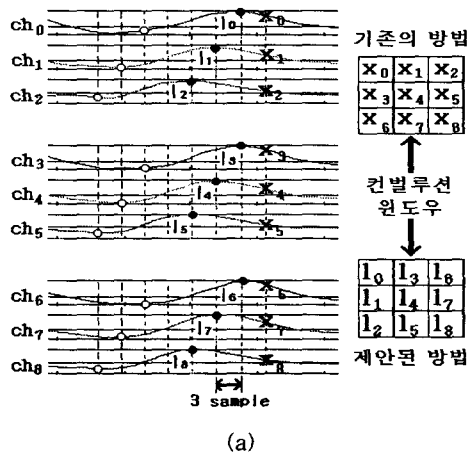


그림 6 변형된 컨벌루션 처리기법

(a) 9 채널 근전도 신호의 컨벌루션 위치 (b) 공간적인 컨벌루션 위치

Fig. 6 MCPT

(a) convolution position of 9 ch. EMG signal (b) spatial convolution position

#### 4. 실험 및 결과 고찰

##### 4.1 실험방법

그림 7은 어레이 전극의 구조와 증폭단의 연결을 보여주고 있다. 전극의 단자는 직경 2[mm]이고, 단자간의 거리는 2.5[mm]이다. 획득된 근전도 신호는 필터단에서 인접 채널간 차동 증폭이 이루어진다. 24~29세의 정상적인 피검자들은 실험 테이블에 편한 자세로 앉아서 수십 회에 걸친 실험을 하였다.

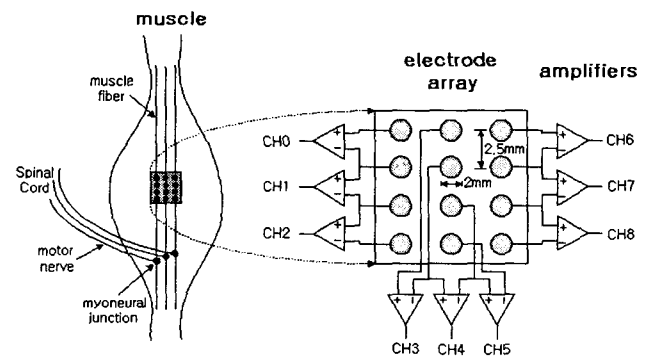


그림 7 어레이 전극의 구조

Fig. 7 A schematics of the electrode array

그림 8은 구성된 측정시스템의 블록선도이다.

피검자의 전극부착 위치는 접지전극은 손등에, 신호전극은 표면전극을 사용하여 APB 근육의 중심부에 근섬유와 평행하도록 부착하였다. 근전도 신호의 검출은 제작한 9채널 전극을 사용하였으며, 이득은 1000배로 하였다. 그리고 A/D 변환기에 시작신호를 주어 근전도 신호를 디지털로 변환하게 하

였다. 표면전극을 이용한 근전도 신호가 대부분 20Hz~500Hz대역에 분포하고있는 것을 고려하여 4096Hz로 샘플링하였다. 이렇게 디지털 값으로 변환된 APB 근육의 근전도 신호는 PCMCIA Interface 카드를 통하여 노트북 PC (Samsung Sens500)로 전송하도록 구성하였다. A/D 변환기 및 Interface 카드는 Data Translation사의 PT7102(12bit PCMCIA A/D)를 사용하였다.

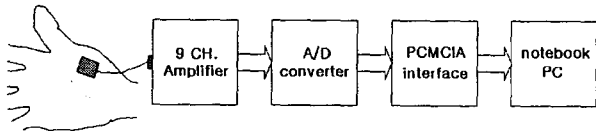


그림 8 MUAP 측정시스템의 블록선도  
Fig. 8 Block diagram of MUAP measurement system

4.2 결과고찰

4.2.1 필터의 특성 비교

Disselhorts-Klug가 제시한 공간필터인  $NDD$ ,  $IB^2$  필터와 본 논문에서 제안한  $MLOG$  필터를 이용하여 MUAP 분해능 향상에 대한 성능비교 평가를 하였다. MUAP의 분해능이 향상된다는 것은 동일한 샘플링에서 파형의 폭이 좁고, 잡음신호와 비교해서 MUAP의 파형이 상대적으로 큰 전위를 가짐을 의미한다.

그림 9는 표면 전극과 침 전극으로 받은 MUAP 파형을 보여주고 있다. 표면 전극으로 획득한 MUAP 파형은 침전극에 비해 파형의 폭이 넓게 분포함을 알 수 있다. 즉, 본 연구의 주목적이 표면 전극으로부터 획득한 MUAP를 고역 공간 필터링을 통해 침 전극으로 받은 MUAP의 파형과 같은 신호를 얻어내는 것이라고 할 수 있다.

이에 대한 결과를 비교 분석하기 위해서 본 연구에서는 일반적인 성능평가로 많이 사용되는 SNR을 이용하였고, 랜덤 데이터를 이용한 전력스펙트럼 분석과 실제 신호에 대한 시간영역에서의 비교를 수행하였다.

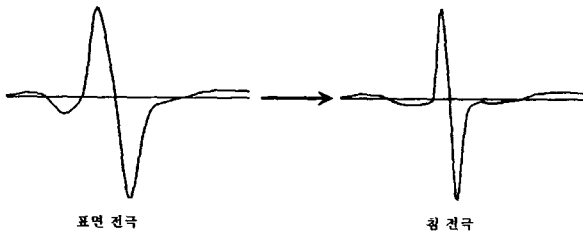


그림 9 침 전극과 표면 전극으로부터 획득한 MUAP의 분해능 비교  
Fig. 9 Comparison of MUAP resolution obtained from needle and surface electrode

그림 10은 실제 근전도 신호를 보여주고 있다. 하나의 MU에 대한 활동은 서로 떨어진 첨두 파형으로 볼 수 있는데, 이 첨두 파형은 두 개의 음의 부분(negative part)사이의 한 개의 양의 부분(positive part)으로 구성된다. 피이크(peak)의 양

의 부분은 최대 첨두치로 정의된다. 두 개의 첨두 파형 사이에서 잡음을 관찰할 수 있다. 한 개의 MU에 대한 근전도는 공간적인 낮은 주파수 잡음으로 감압이 되는데 활동 잔재잡음(remaining-activity noise)이라 한다.

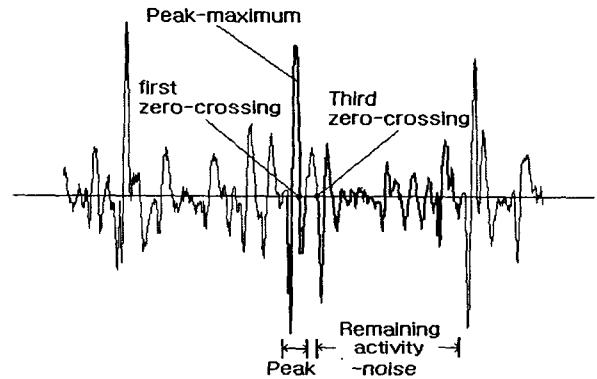


그림 10 활동 잔재 잡음의 에너지와 첨두 에너지의 비교  
Fig. 10 Comparison of the peak energy to remaining activity noise energy

SNR은 두 인접 첨두 파형간의 첨두에너지와 잡음신호 에너지간의 비로 정의한다.

$$SNR = \frac{E_{Peak}}{E_{Noise}} = \frac{\frac{1}{p} \sum_{i=1}^p x_i^2}{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j^2} \quad (13)$$

이 식에서  $E$ 는 에너지,  $x_i$ 는  $i$ 번째 샘플 신호의 진폭,  $p$ 는 피크 파형의 샘플 개수 그리고  $n$ 은 두 피크 파형 사이의 샘플 개수를 나타낸다. 첨두 파형의 에너지는 최대 첨두치의 에너지로 정의되는데 이는 신호와 기준선 사이의 두 개의 인접 영점교차(zero crossing)로 제한된다. 첨두 파형의 음의 부분은 첨두 파형의 에너지 계산을 위해서 무시되어 왔는데, 그 이유는 활동 잔재 잡음에 의해 영향을 받을 수 있기 때문이다. 그리고 첨두 파형의 에너지는 첨두 파형의 기간(duration)으로 정규화된다. 두 첨두 파형 간의 나머지 신호는 활동 잔재 잡음으로 정의된다. 이용된 신호부분은 왼편 첨두 파형의 최대 첨두치로부터 오른편에 있는 기준선과신호 사이의 세 번째 영점교차에 의해 그리고 오른편 첨두 파형의 최대 첨두치로부터 왼편에 있는 세 번째 영점교차에 의해 결정된다. 잡음의 수치는 시간 간격으로 정규화된다. 신호의 RMS(root mean square)값의 3배 보다 큰 최대 첨두 진폭을 가지는 모든 첨두 파형들은 SNR의 계산에 이용된다. 랜덤 데이터는 평균 0, 분산 1을 가지며 10000개의 데이터를 4096Hz로 샘플링 한 가우시안 분포를 갖는 랜덤 변수를 발생시켰다.

그림 11과 12는 랜덤 데이터를 이용하여 일반적인 컨벌루션 처리 방법과 제안한 MCPT방법에 대해 각 필터의 주파수 특성을 보여주고 있다. 그림 11에서는 랜덤 데이터에 대한 주파수 특성이 모든 필터의 중간 대역에서 왜곡이 일어남을 볼 수 있으며, 그림 12에서는 고주파 부분(약 1400Hz)이 그림 11과 다르게 왜곡이 완화됨을 알 수 있다.  $IB^2$  필터 보다  $MLOG$  필터의 경우, 저주파와 고주파 부분에서 모두 특성이 우수함을 볼 수가 있다.

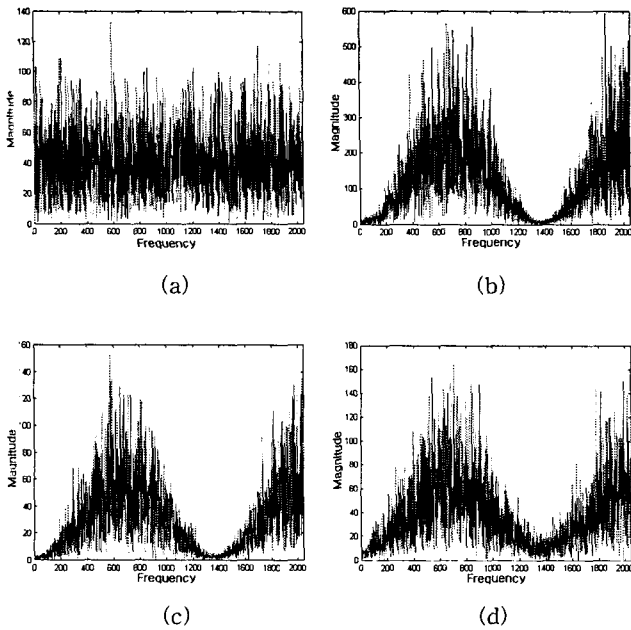


그림 11 각 필터로 필터링한 랜덤 데이터의 전력스펙트럼 비교 (일반적인 컨볼루션처리 방법) (a) 랜덤데이터 (b)  $NDD$ -필터 (c)  $IB^2$ -필터 (d)  $MLoG$ -필터

Fig. 11 Comparison of power spectrums of each filtered signal in random data (general convolution method) (a) random data (b)  $NDD$ -filter (c)  $IB^2$ -filter (d)  $MLoG$ -filter

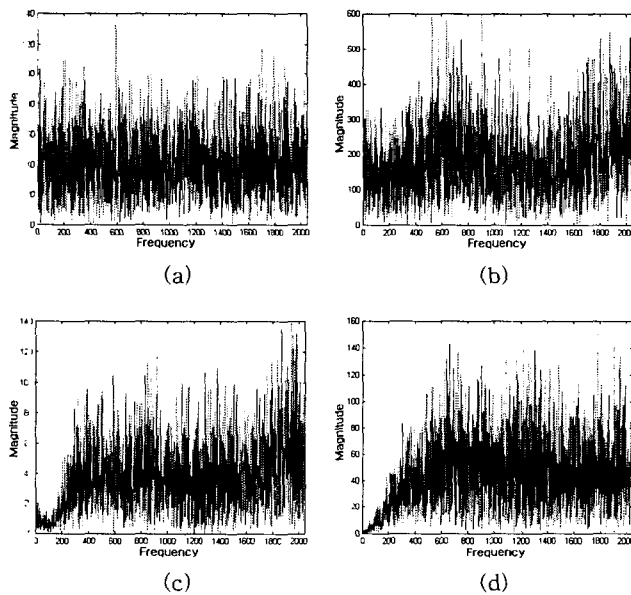


그림 12 각 필터로 필터링한 랜덤 데이터의 전력스펙트럼 비교 (제안한 MCPT방법) (a) 랜덤 데이터 (b)  $NDD$ -필터 (c)  $IB^2$ -필터 (d)  $MLoG$ -필터

Fig. 12 Comparison of power spectrums of each filtered signal in random data (proposed MCPT method) (a) random data (b)  $NDD$ -filter (c)  $IB^2$ -filter (d)  $MLoG$ -filter

그림 13과 14에서는 실제 근신호에 대한 시간영역에서의 비교를 하였다.

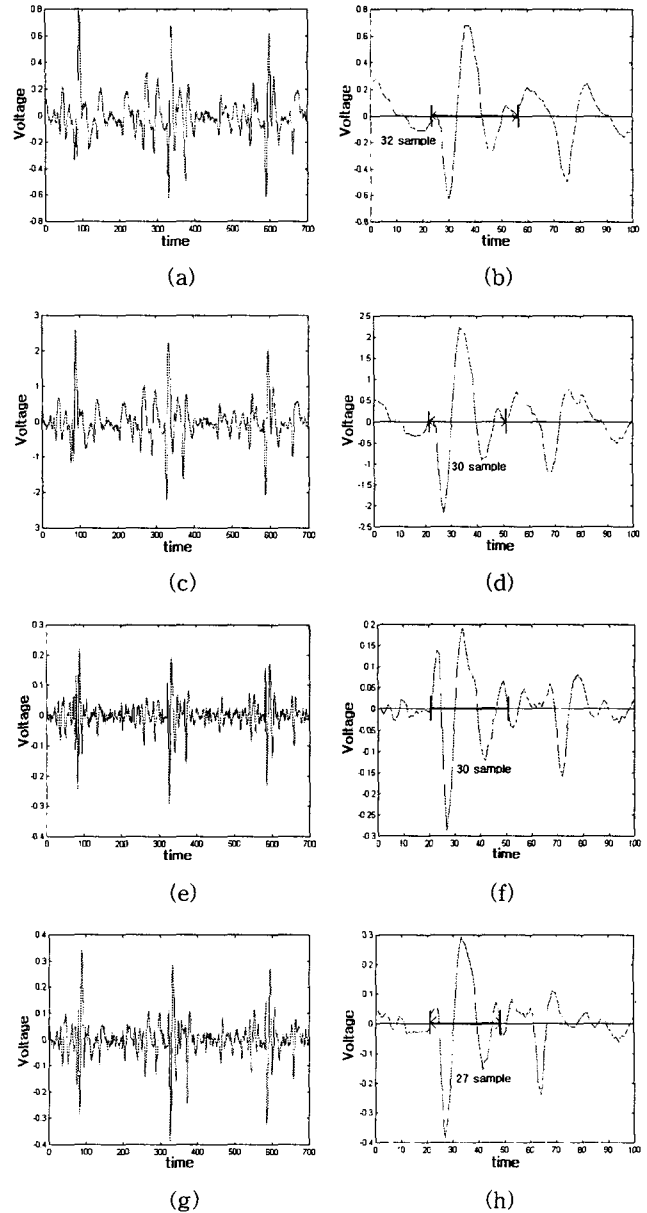


그림 13 9채널 데이터에 대해 필터링한 각 신호와 확장된 신호의 시간 축에서의 비교 (일반적인 컨볼루션 처리 방법) (a) 근전도 신호 (b) 근전도 신호의 확장 (c)  $NDD$ -필터 (d)  $NDD$ -필터의 확장 (e)  $IB^2$ -필터 (f)  $IB^2$ -필터의 확장 (g)  $MLoG$ -필터 (h)  $MLoG$ -필터의 확장

Fig. 13 Comparison of each filtered signal and expanded signal for 9 ch. data in time-domain (general convolution method) (a) EMG signal (b) expansion of EMG signal (c)  $NDD$ -filter (d) expansion of  $NDD$ -filter (e)  $IB^2$  filter (f) expansion of  $IB^2$ -filter (g)  $MLoG$ -filter (h) expansion of  $MLoG$ -filter

우선 피이크를 중심으로 좌-우 세 번째 영점교차가 이루어지는 포인트로 MUAP 파형을 가정하고, 파형의 폭을 비교하였다. 기준 신호의 파형 폭은 32샘플이었고,  $NDD$ 와  $IB^2$ 는 30샘플 그리고  $MLoG$  필터는 27샘플의 폭을 가졌다. 즉,  $MLoG$  필터의 MUAP 분해능이 가장 뛰어나음을 알 수가 있다.

그림 14는 제안한 방법을 이용한 분해능 비교이다. 그림 13을 비교할 때,  $NDD$  필터는 30샘플에서 28샘플로,  $IB^2$  필터는 30샘플에서 27샘플로 그리고  $MLoG$  필터는 27샘플에서 23샘플로 각각 MUAP 파형의 폭이 동일한 샘플링 하에서 모두 감소함을 볼 수 있다.

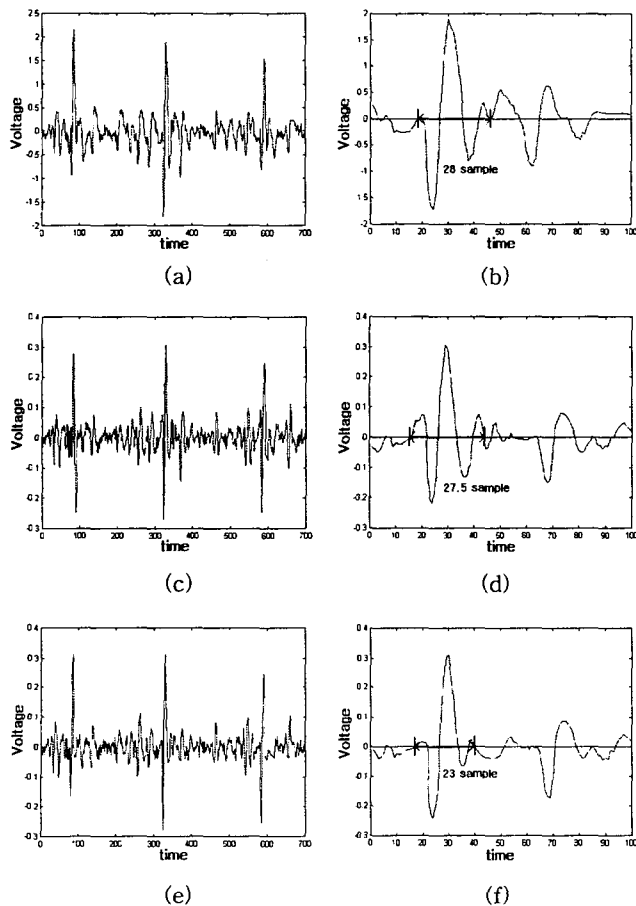


그림 14 9채널 데이터에 대해 필터링한 각 신호와 확장된 신호의 시간 축에서의 비교 (제안한 MCPT방법) (a)  $NDD$ -필터 (b)  $NDD$ -필터의 확장 (c)  $IB^2$ -필터 (d)  $IB^2$ -필터의 확장 (e)  $MLoG$ -필터 (f)  $MLoG$ -필터의 확장

Fig. 14 Comparison of each filtered signal and expanded signal for 9 ch. data in time-domain (proposed MCPT method) (a)  $NDD$ -filter (b) expansion of  $NDD$ -filter (c)  $IB^2$ -filter (d) expansion of  $IB^2$ -filter (e)  $MLoG$  filter (f) expansion of  $MLoG$ -filter

지금까지의 실험 결과로부터 Disselhortst-Klug가 제안한 필터들과 본 논문에서 제안한  $MLoG$  필터 그리고 MCPT를 이용한 필터 성능 비교에서 본 논문에서 제안한 방법의 결과가 우수함을 확인 할 수 있었다. 즉 MUAP 분해능의 향상을 가져왔다. 다시 말하면, 표면 전극에서 획득한 근전도 신호로부터 MUAP의 정보를 더 쉽게 확인할 수 있도록 MUAP로 가정되는 파형(일반적으로 MUAP는 정확한 측정이 불가능하므로 가정된다)의 폭이 좁아졌고, 잡음 대비 신호의 크기가 더 향상됨을 알 수 있다. 반대로 MUAP의 파형의 폭이 크고, 신호에 비해 잡음의 크기가 더 클 경우 근전도 신호 내에 존재하는 MUAP의 정보를 시각적으로 확인하기에는 어려움이 많을 것이다. 다음으로, MUAP 분해능 향상의 결과를 뒷받침할 신호 대 잡음비를 조사하였다.

#### 4.2.2 SNR 비교

표 1은 7명의 피검자들로부터 획득한 7개의 근전도 신호에서의 SNR의 평균치를 보여주고 있다.

9채널 7명 데이터의 입력 SNR의 평균값인 61.25를 기준으로 각 필터에 대한 일반적인 컨벌루션 처리를 했을 경우의 SNR과 제안한 MCPT방법에 의한 SNR을 비교한 표이다. 기준 SNR과 비교했을 때, 일반적인 컨벌루션 처리의 경우  $NDD$  필터는 7%,  $IB^2$  필터는 13% 그리고  $MLoG$  필터는 22%의 향상을 보였고, 제안한 방법에 의한 SNR비교에서  $NDD$  필터는 12%,  $IB^2$  필터는 30% 그리고  $MLoG$  필터는 32%의 성능 향상을 나타냈다.

표 1 서로 다른 공간필터에 대한 SNR 향상도

Table 1 Improvement of the SNR to different spatial filters

Filter Type	Output SNR (Input SNR=61.25)		
	Standard Deviation	General convolution method	본 연구
$NDD$	5.8	65.88(7%)	69.58(12%)
$IB^2$	6.1	71.03(13%)	87.81(30%)
$MLoG$	5.9	78.81(22%)	92.02(32%)

그림 15는 표 1을 그래프로 나타낸 그림으로 제안한 방법을 사용한  $MLoG$  필터가 가장 높은 SNR을 나타냄을 볼 수 있다. 그림 13과 그림 14에서 볼 수 있듯이,  $MLoG$  필터에서 공간 필터 응답 폭이 좁고, 필터 응답 피이크의 좌, 우에 존재하는 오버슈트(overshoot)의 음의 진폭이 감소하였는데, 이러한 오버슈트는 필터 응답의 폭에 영향을 미치지 않지만, 분명히 활동 잔재 잡음을 증가시킨다.

본 논문에서는 2개 이상의 단자를 사용한 가중 합에 의한 더욱 복잡한 공간 필터를 사용해서 공간적 선택도를 향상시킨 것이다.



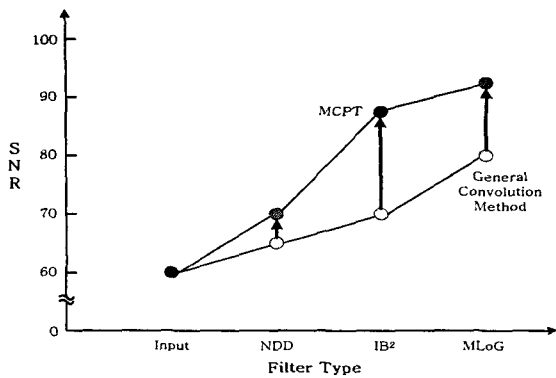


그림 15 각 필터에 대한 SNR 비교 그래프 (화살표는 MCPT를 이용한 결과가 일반적인 컨벌루션 방식보다 향상된 정도를 가리킨다)

Fig. 15 Graphical comparison of SNR for each filter (arrows represent degree of improvement)

### 5. 결론

근육 내부의 활동 패턴과 밀접한 관계가 있는 신경근 질환의 진단과 근육의 활동 구조를 파악하기 위해서 한개의 MU에 대한 정보를 얻는 것은 매우 중요하다. 본 논문에서는 9 채널 어레이 방식의 표면전극을 이용한 근전도 신호 측정 시스템을 제작하였으며, 타 연구자의 필터보다 우수한 분해능을 보이는 MLoG 필터를 제안하였고, 측정 근육의 전도속도를 고려한 변형된 컨벌루션 처리 방식인 MCPT를 제안하였다. 이를 검증하기 위하여 본 논문에서는 전력스펙트럼 분석과 실제 근전도 신호에 대한 시간 영역에서의 비교를 통하여 한개의 MU에 대한 분해능의 향상을 평가하였으며, SNR을 이용하여 신호에 대한 잡음의 감소를 정량적으로 확인하였다.

향후에는 다양한 근육을 측정 대상으로 하여 본 논문의 공간필터링 기법을 적용시킬 것이며, 좀 더 향상된 공간필터의 설계와 새로운 영상처리 방식의 연구를 통하여 한개의 MU에 대해 비침습적인 측정 방법에 대한 신뢰도를 향상시킬 것으로 사료된다.

### 참고 문헌

[1] Catherine Disselhortst-Klug, Jiri Silny and Gunter Rau, "Improvement of Spatial Resolution in Surface-EMG : A Theoretical and Experimental Comparison of Different Spatial Filters," IEEE Trans. on Biomed. Eng., vol. 44, No 7, pp. 567-574, 1997.

[2] Harald Reucher, Gunter Rau, "Spatial Filtering of Noninvasive Multielectrode EMG : Part I -Introduction to Measuring Techni-que and Applications," IEEE Trans. on Biomed. Eng., vol. 34, No 2, pp. 98-105, 1987.

[3] C. J. De Luca and R. Merletti, "Surface Myoelectric Signal Cross-talk among Muscles of the Leg," Electroenceph. Clin. Neurophysiol., vol. 69, pp. 568-575, 1988.

[4] Harald Reucher, Jiri Silny and Gunter Rau, "Spatial

Filtering of Noninvasive Multielectrode EMG : Part II -Filtering Performance in Theory and Modeling," IEEE Trans. on Biomed. Eng., vol. 34, No. 2, pp. 106-113, 1987.

[5] I. Gath and E. Stlberg, "Techniques for Improving the Selectivity of Electromyographic Recordings," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 23, pp. 467-472, 1976.

[6] H. K. Bhullar, G. H. Loudon, J. C. Fothergill, and N. B. Jones, "Selective noninvasive electrode to study myoelectric signals," Med. Bio. Eng. Comput., vol. 11, pp. 581-586, 1990.

[7] T. Masuda, H. Miano, and T. Sadoyama, "A Surface Electrode Array for Detecting Action Potential Trains of Single Motor Units," Electroenceph. Clin. Neurophysiol., vol. 60, pp. 435-443, 1985.

[8] H. Broman, G. Bilotto, and C. J. De Luca, "A note on the noninvasive estimation of fiber conduction velocity," IEEE Trans. Biomed. Eng. vol. 32, pp. 341-344, 1985.

[9] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, Digital Image Processing, Addison Wesley, pp. 162-164, 1987.

[10] Barry D. Van Veen, "Localization of Brain Electrical Activity via Linearly Constrained Minimum Variance Spatial Filtering," IEEE Trans. Biomed. Eng. vol. 44, No. 9, pp. 867-880, 1997.

[11] Daniel Sauter and Lindsay Parson, "Spatial Filtering for Speckle Reduction, Contrast Enhancement, and Texture Analysis of GLORIA Images," IEEE Journal of Oceanic Engineering, vol. 19, No. 4, pp. 563-576, 1994.

[12] D. Marr, H. Hildreth, "Theory of edge detection," Proc. Roy. soc. London, vol. B207, pp. 187-217, 1980.

[13] Fangwei Zhao, Christopher J. S. deSilva, "Use of the Laplacian of Gaussian Operator in Prostate Ultrasound Image Processing," Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, vol. 20, No. 2, 1998.

[14] A. Christyne Bliton, Mark J. Patton, Martha L. Rolli, Kenneth P. Roos, and Stuart R. Taylor, "Microscopic Motion Analysis : Laplacian-of-Gaussian Masks for Subpixel Edge Detection," IEEE Engineering in Medicine & Biology Society 10th Annual International Conference, vol. 13, pp. 1098-1099, 1988.

[15] Ping Zhou, W.Z. Rymer, N. Suresh, Liqun Zhang, "A study of surface motor unit action potentials in first dorsal interosseus (FDI) muscle," Engineering in Medicine and Biology Society, 2001. Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE, vol. 2, pp. 1074 -1077, 2001

[16] E. Plevin, DA. Zazula, "Decomposition of surface EMG signals using non-linear LMS optimisation of higher-order cumulants," Proceedings of the 15th IEEE Symposium pp. 149 -154, 2002

저 자 소 개



**양 덕 진 (梁 德 鎭)**

1972년 3월 11일생. 1999년 서울시립대학교 전자공학과 졸업. 2001년 동 대학원 전자공학과(공석) 2002년 3월~현재 : 서울시립대학교 전자전기컴퓨터 공학부 박사과정

Tel : 017-258-0124

e-mail : yappdj@hanmail.net



**전 창 익 (全 昌 翼)**

2003년 서울시립대학교 전자전기공학부 졸업(공박). 2003~현재 한국전기연구원 전자의료기기연구그룹 연구원



**이 영 석 (李 泳 錫)**

1968년 2월 13일생. 1993년 2월 : 서울시립대학교 전자공학과(공학 학사). 1995년 2월 : 서울시립대학교 대학원 전자공학과 졸업(공업석사). 1998년 2월 : 서울시립대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학 박사). 현재 청운대학교 전자공학과 조교수

E-mail : yslee@cwunet.ac.kr



**이 진 (李 眞)**

1964년 8월 11일생. 1987년 연세대학교 의용공학과 졸업. 1999년 서울시립대학교 전자공학과 졸업(공박). 1997년 3월~1999년 8월 : 한려대학교 의용공학과 전임강사. 1999년 8월~현재 : 삼척대학교, 컴퓨터응용 제어공학과 조교수. 2003년 1월~현재 : Boston nuiv. NeuroMuscular Research Center 연구교수

e-mail : jlee3206@yahoo.co.kr



**김 성 환 (金 成 煥)**

1952년 6월 12일 생. 1975년 2월 연세대 전기공학과 졸업. 1980년 2월 동 대학원 전기공학과(공박). 1977~1982년 대전 기계창. 1982년~현재 서울시립대 전자·전기공학부 교수.

Tel : 2210-2449, Fax : 2249-6802

E-mail : shkim1@uoscc.uos.ac.kr