

근전도 간섭패턴 신호의 모델링과 분석에 관한 연구

유 세근, 민 병관, 김 정우, 김 중원, 김 성환

서울 시립대학교 전자공학과

Studies on the Modeling and Analysis of the EMG interference pattern signal

S.K.Yoo, B.G.Min, J.W.Kim, J.W.Kim, S.H.Kim.

Dept. of Electronics Eng. Seoul City Univ.

It is an important component of the diagnosis to research the morphological changes of EMG in pathological conditions. In order to provide an EMG signal resulting from a predetermined neuromuscular pathophysiology, we have initially developed a mathematical model of electromyographic interference pattern(IP). It can be used to study the variation of the IP resulting from morphological and electrophysiological changes occurring in disease states, because the model computes the IP from the underlying fiber and muscle structure.

We performed quantitative analysis of the model output, focusing on IPs resulting from simulations of dystrophic fiber loss and the MU denervation and reinnervation typical of neuropathies. To describe the characteristics of IPs associated with these pathologies, a set of frequency domain descriptors, *activity*, *mobility*, and *complexity* were used, as well as several measures of the spectral density function. These descriptors demonstrate distinct patterns of variation corresponding to morphological changes observed in disease states, and closely with results obtained from the classical method, turn/amp technique.

1. 서론

침전극(needle electrode)에 의해 세포외적으로 (extracellularly) 검출된 생체전기전위(bio-electric potential)는 각각의 근섬유(muscle fiber)에 의해 생성되는 세포외적인 활동전위들의 시간적, 공간적인 합에 의해 일어난다. 탈분극화(depolarization)된 세포내적 활동전위(ICAP: intracellular action potential)가 근섬유를 따라 전달되면서 triphasic한 파형을 갖는 세포외적 활동전위 (ECAP: extracellular action potential)를 생성시킨다. 하나의 운동뉴런(motor neuron)의 자발적인 흥분(voluntary activation)이 근수축(muscle contraction)을 일으킬때 세포밖 근섬유활동전위의 합과 결과가 운동단위 활동전위(MUAP: motor unit action potential)를 형성한다. 이때, 운동단위들은 필요한 근육의 장력(tension)을 생성시키기 위해 연속적으로 재환(recruit)되어진다. 낮은 힘의 단계(force level)에서는 단지 몇개의 운동단위들이 흥분(activation)된다. 운동단위들이 상대적으로 낮은 비율(low rate)로 흥분되면 각각의 운동단위들은 확실히 구분되며, 좀 더 큰 힘이 가해지면 추가된 운동단위들이 회귀되어 이미 흥분된 운동단위들은 높은 비율로 수축한다. 운동단위 활동전위들은 그들간에 서로 구분이 되지않을 정도로 간섭된다. 임상적인 근전도(EMG)에 있어서 이러한 형태의 운동단위 활동전위 집합(MUAPT: motor unit action potential train)들을 간섭 패턴신호(IP: interference pattern)라고 부른다. 그리고 이 간섭패턴의 특징은 신경근육계에 있어서의 여러가지 질환을 증명하기 위해서 임상적으로 사용할 수 있다.

몇몇 학자들은 근섬유에 영향을 미치는 파라미터와 관련하여 운동단위 활동전위의 모델을 연구해왔다. Boyd, et al. 등은 운동단위 활동전위의 조화 평균과 분산에 따른 영향과, 거리변화에 따라 기록된 신경종판분포(end-plate dispersion)의 영향을 조사하였다. [1] 또 Wani와 Guha는 운동단위 활동전위에 대한 전극의 깊이와 근섬유필도의 영향에 대해 연구했다. [2] Nandedkar et al. 등은 근섬유 위축(fiber atrophy)의 영향과, 전위의 크기와 기간에 따른 운동단위 활동전위의 위상수에 대해서 모델을 세웠다. [3] 이러한 모델들에서 임상적으로 기록한 운동단위 활동전위들은 간단한 발생패턴을 이용

하였다. 몇몇 모델들은 전위의 크기에 대한 파라미터와 운동뉴런의 발생률에 대한 표현식들을 유도하였고, 운동단위 활동전위에 대한 분석적인 파라미터들을 사용하였다. [4][5] 반면에 간섭패턴에 대한 근섬유와 운동단위에서의 파라미터들 영향에 대해 서술한 모델은 아주 적다. Lindstrom과 Magnusson[6]은 몇몇 근섬유 파라미터들을 포함하는 근전도 주파수 스펙트럼의 모델을 개발하였다. Berzuini et al.은 두 가지 신경병의 구분방법을 평가하기 위한 운동단위 활동전위 모델을 제안하였다. [7]

본 논문에서는 근조직내의 침전극에서 기록된 근전도 간섭 패턴신호를 시뮬레이션하기 위해서 여러가지 파라미터들이 고려된 수학적인 모델을 이용하였다. 이 모델은 실험적으로 측정된 근섬유 파라미터값들과, 근섬유와 운동단위의 분포, 힘의 역치(force threshold), 그리고 수축패턴에 근거하였다. 알고있는 근육구조를 이용하여 힘과 시간(force and time dependent)에 의존적인 운동단위 활동전위 집합을 시뮬레이션 하였으며, 간섭패턴에 따른 신경근육계에 있어서 형태학적인 변화의 영향에 대한 정량화를 가능하게 하였다. 또한, 간섭패턴을 정량적으로 분석하기 위해서 시간평균과 주파수 평면에서의 인자들을 도입하였다. 주파수 평면에서의 파라미터는 뇌전도(EEG)분석에 사용했던 activity, mobility, complexity 등을 도입하여 근전도 간섭패턴 분석에 적용하였다.

본 논문에서는 간섭패턴신호의 기록에 있어서 특징적인 변화를 일으키는 신경병과 근육병적인 근섬유의 손실(fiber loss)과 근육형태에 있어서의 변화들을 시뮬레이션 하므로써 특정한 병리, 생리적인 변화발생에 따른 모델변화를 연구하여 간섭패턴의 변화와 형태학적 변화사이의 관계를 정량화 할 수 있도록 하였다.

11. 근전도 간섭패턴 신호의 정량적인 모델

2.1 배경

하나의 운동단위는 신경계를 이루고 있는 한개의 운동뉴런과 근육계를 이루고 있는 여러개의 근섬유들이 모여서 이루어진다. 따라서 하나의 근육은 수 많은 근섬유들로 구성되어 있

으며, 이 근섬유들은 서로 평행하게 놓여있다. 안정상태로 부터 탈분극화되어 생성된 전위는 근섬유의 막을 둘러싸고 있는 전도조직(conduction tissue)을 타고 근섬유의 축방향으로 전극까지 전달되어진다. 정상적인 근육의 경우에 하나의 운동단위는 약 200 여개의 근섬유를 포함하며, 또한 하나의 근육은 수십 - 수백개의 운동단위로 이루어져 있다. 신경근육접합부(neuromuscular junction)에 질환이 있을 경우 관찰되는 근전도 신호의 여러가지 형태학적 변화가 일어나는데 신경계(nerve denervation)에 의한 급성신경병(acute neuropathy), 신경재지배(nerve reinnervation)에 의한 만성신경병(chronic neuropathy), 근육의 손실에(fiber loss)따라 생겨나는 근육병(myopathy)등이 있다.

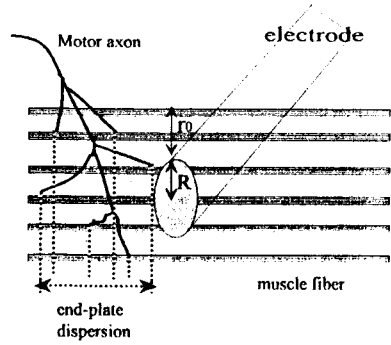


Fig 1. Position of Motor unit and Electrode
 그림 1. Motor unit 과 전극의 위치

2.2 모델파라미터

모델 파라미터는 일반적으로 활동전위(action potential)의 특성에 직접적으로 영향을 주는 파라미터와 병리적인 변화에 영향을 주는 파라미터로 나눌 수 있다. 활동전위의 특성에 영향을 주는 파라미터로는 운동단위의 갯수, 수축력, 근섬유의 길이, 전극의 직경, 전도도등이 있다. 병리적인 근육의 시뮬레이션을 위해서는 운동단위와 근섬유에 대한 좀 더 구체적인 고려가 필요하다. 근섬유의 직경은 근섬유가 atrophy 되거나 hypertrophy 됨에 따라서 증가되거나 감소될 수 있다. 수축에 참여하는 운동단위의 수는 수축단계가 증가함에 따라 증가하게 된다.

$$V = k \times a^{1.7} \quad (4)$$

전극의 표면에 대해서 전위를 평균화하므로써 Z 축상에서 반지름이 R인 전극에 대해서 radial distance r_0만큼 떨어진 i 번째 MU의 j 번째 근섬유의 전달함수는 수식 (5)와 같다.

2.3 근섬유의 line source Model

근섬유는 무한 원통좌표의 비등방성 매체로써 모델되어지고 또 line source 로 가정되어진다. 즉, 세포막 전류는 근섬유 축상에 집중되어 있으며, 전극에서 검출되는 세포막 근섬유 활동전위 (ECAP) 는 근섬유세포막전류(fiber membrane current)와 근섬유전달함수(fiber transfer function)의 컨벌류션에 의해 구해진다. 이 활동전위는 근섬유축를 따라 흐르는 단위전류원으로 부터 일어난 전위이다. 따라서 i 번째 MU의 j 번째 fiber 로 부터 일어난 FAP는 다음 수식과 같이 나타낼 수 있다. [16]

$$H_{ij}(r, z) = \frac{1}{\pi R^2} \int_0^{2\pi} \int_{r_0-R}^{r_0+R} \frac{a_{ij} r dr d\theta}{2\sigma_r \sqrt{Qr^2 + R^2}} \\ = \frac{a_{ij}}{\sigma_r QR^2} [\sqrt{z^2 + Q(r_0+R)^2} - \sqrt{z^2 + Q(r_0-R)^2}] \quad (5)$$

이 식을 세포막 전류와 컨벌류션하면 세포막전위는 (6)식이 된다. 시간평면에서의 씨클라 컨벌류션(circular convolution)을 이용하여 1024 샘플에 대하여 계산하였다. 세포막 전류가 근섬유축에서 lumped 되었다는 가정은 전극이 근섬유에 가까울때 amplitude 가 작게 계산된다. 따라서 error를 미리 계산하여 보정인자(scaling factor)로 계산된 전위(potential)들을 수정하였다. 전극과 근섬유간의 전체적인 위치관계는 그림 1 과 같다.

$$\phi_{ij}(r, z) = I(z) * H_{ij}(r, z) \quad (1)$$

$$I(z) = 384 \sigma_n a_{ij} z(6-12z-4z^2)e^{-2z} \quad (2)$$

$$H_{ij}(r, z) = \frac{a_{ij}}{2\sigma_n \sqrt{Qr^2 + R^2}} \quad (3)$$

$I(z)$ = transmembrane current

a_{ij} = fiber radius

σ_n = intracellular conductivity (mho/m)

σ_z = extracellular axial conductivity (mho/m)

σ_r = extracellular radial conductivity (mho/m)

$$Q = \frac{\sigma_z}{\sigma_r}$$

수식 3 은 한 점에서 기록된 전위의 전달함수를 서술한다. 실제적으로 전극의 크기는 근섬유에 비해서 매우 크다. 그러므로 관찰되는 전위는 전체적인 전극표면에 대해서 합해진다. concentric 침전극의 기록 표면은 타원이지만 기록표면이 둥글고, 평행하고 fiber axis 에 대해서 수직이라고 가정함에 의해서 그 문제를 간단하게 할수 있다. 큰 전극일수록 작은 전극들 보다 많은 근섬유를 검출할수 있다. 시뮬레이션을 위해서 효율적인 직경인 0.3328 mm concentric needle electrode 를 선택했다. 전극 표면의 임피던스는 일반적으로 근조직(muscle tissue)을 둘러싸고 있는 임피던스보다 작다. 직경은 운동단위 전위의 크기와 비례관계에 있다. 「수식 4」

$$\phi_{ij}(r, z) = I_{ij}(z) * H_{ij}(r, z) \quad (6)$$

$$= 384 \sigma_n a_{ij} z(6-12z-4z^2)e^{-2z} \\ * \frac{a_{ij}}{\sigma_r QR^2} [\sqrt{z^2 + Q(r_0+R)^2} - \sqrt{z^2 + Q(r_0-R)^2}]$$

III. 활동전위 시뮬레이션

3.1 활동전위의 발생

하나의 MU에 걸려있는 모든 근섬유들은 운동뉴런이 firing 함에 따라서 동시에 firing 되어진다. 근섬유의 직경이 클수록 활동전위의 크기가 증가하며 활동전위의 duration은 전도도와 반비례 관계가 있다. 단일 근섬유에 의해서 일어나는 활동전위는 세포막 전류와 근섬유 전달함수의 컨벌류션(circular convolution)에 의해 구해진다. 하나의 MU의 근섬유들을 innervating 하는 하나의 운동뉴런 (motor neuron)은 많은 가지로 근육을 따라 축으로 퍼지면서 갈라진다. (motor end-plate 라는 form) motor neuron action potential 에 의한 흥분(excitation)은 모든 MU fiber들을 동시에 수축하게 한다. 그러나 time delay 를 갖는 각각의 시간은 fiber end plate의 축변위(axial displacement)와 관계가 있다. 근섬유 활동전위로부터 표현된 운동단위들의 합으로서 각각의 운동단위 활동전위를 모델링 하였다. 이때 운동단위 활동전위는 전극으로부터 거리에 의존적인 전위크기를 갖게 되어 각각의 summation에 공헌한다. 중판분포(end plate-dispersion)때문

에 근섬유 활동전위들은 시간적으로 평행이동(shift)되어진다. 결과적으로 MUP는 그 자체적인 구성원인 FAP 보다 복잡한 경향이 있다. 그리고 대체로 단지 적은 시간에 의해서만 dominate 되어진다. 세포박전위는 변수 z 에 대한 선형변환에 의한 축거리(axial distance)라기 보다는 시간의 함수로서 표현되어질 수 있다. 만약 근섬유의 axial distance 가 전달 속도에 의해서 나뉜다면 이것은 세포박전위를 시간의 함수로써 볼수 있다. [수식 7]

그러므로 i 번째 MU의 MUP는 다음과 같다.

$$\Phi_i(t) = \sum_{j=0}^N \Phi_{ij}(t) \quad (7)$$

각각의 MU는 힘의 역치를 갖는데 이것은 MVC(Maximal voluntary contraction)의 percent로 표현했다. 만약 요구되어진 force 가 역치를 초과하면 MUP는 MUAPT로 표현되어질 것이다. 그러므로 force level이 증가함에 따라서 보다 많은 MU들이 recruit 되어진다. 정상적인 지지근육(skeletal muscle)에 있어서 약 60% MVC에서 일반적으로 full recruitment가 일어난다. 이 모델에서는 이와 같은 방법으로 recruit되어진다. 또한, 수축에 참여하는 motor unit의 수가 증가함에 따라서 시간축 상에서의 파형이 점차 복잡중첩되어 어느정도 이상이 되면 식별이 불가능할 정도로 중첩되어진다.

3.2 Motor Neuron Activity

각각의 운동뉴런은 독립적으로 작용하며 시간과 힘에 의존적인 Weibully random variable distribution function (8)식에 따른다. 따라서 각각의 운동단위는 독립적인 램프시퀀스에 의해 활동전위를 발생시킨다. 운동단위가 자극되어졌을때 운동뉴런의 firing rate는 MVC 크기가 증가함에 따라 증가하며 일정한 힘(isometric force)을 유지할 때에는 시간에 대해서 단조감소한다. 운동단위들은 동원(recruitment)에 따라서 6 - 10 Hz 로 정상적으로 수축하며 60 - 70 * MVC 에서는 20 Hz 까지 증가한다.

$$f_x(x) = \frac{\kappa}{\beta} \left[\frac{x-\alpha}{\beta} \right]^{\kappa-1} e^{-\left(\frac{x-\alpha}{\beta}\right)^{\kappa}} \quad (8)$$

when, $\alpha = 3.89 \text{ ms}$
 $\kappa(\tau, \lambda) = 1.16 - 0.19\tau + 0.18\lambda \quad 0 < \tau < 1$
 $\beta(\tau, \lambda) = \exp(4.60 + 0.67\tau - 1.16\lambda) \quad 0 < \lambda < 1$
 $\tau = \text{normalized time duration of contraction}$
 $\lambda = \text{normalized constant force}$

시간변수 τ 는 전체 수축시간에 대해서 정규화(normalized)된 시간이며, λ 는 MVC에 대해서 정규화된 힘의 변수이다. 신경의 impulse activity를 모델링하기 위한 random pulse sequence를 발생시키기 위해 밀도함수를 사용하였다. Dirac delta function으로 각각의 펄스를 표현하여 i 번째 MU 를 자극시키는 motor neuron의 활동성은 (9) 식과 같다.

$$\delta_i(t) = \sum_{p=1}^{N_i} \Phi_i(t-t_p) \quad (9)$$

일정한 힘을 유지할때 수축 시간이 증가함에 따라 firing rate는 감소한다.

3.3 MUAPT 와 IP 발생

운동단위 전위들이 일정한 역치 이상이 되면 연속적으로 계속 recruit 되어 MUAPT를 형성하게 된다. 수 십개의 MUAPT가 합해져서 전체적인 간섭패턴 신호를 형성한다. 간섭패턴 모델의 전체적인 블록선도는 그림 2와 같다. i 번째 MU의 MUAPT 는 다음과 같다.

$$\Psi_i(t) = \Phi_i(t) * \delta_i(t) = \sum_{p=1}^{N_i} \Phi_i(t-t_p) \quad (10)$$

전체적인 MUAPT의 합은 (11)식과 같이 표현되며

$$\Psi(t) = \sum_{i=1}^M \Psi_i(t) \quad (11)$$

(11)식을 하나의 근섬유에 대한 식으로 대치하면 (12)식과 같이 나타낼수 있다.

$$\Psi(t) = \sum_{i=1}^M \sum_{p=1}^{N_i} \sum_{j=1}^{N_{ij}} \Phi_{ij}(t-t_p) \quad (12)$$

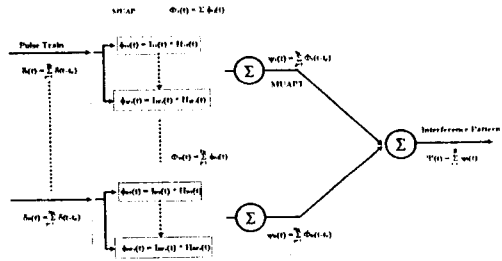


Fig 2. Overall block diagram of EMG IP generation
 그림 2. 근전도 간섭패턴을 생성시키기 위한 전체 블록도

IV. 시뮬레이션과 분석방법

정상적인 근육인 경우 근섬유의 직경은 평균이 55 μm 이고 분산이 6 μm 인 정규분포에 따른다고 가정하고 시뮬레이션 하였다. 전극은 원통표피계의 원점에 놓여있다고 가정하며 운동 단위들의 위치는 전극에 대해서 6mm 반경내에 균일(uniform)하게 분포되어있다. 즉 각각의 MU들의 평균 radial position 에 대해서 3mm 반경내에 균일하게 분포되어 있다. 9 mm 밖의 거리에 대해서는 전위가 매우 작으므로 고려하지 않는다.

모든 시뮬레이션에 있어서 근섬유의 길이는 200 mm 로 가정하였고, $Q = 5.2$, $\frac{\sigma_n}{\sigma_r} = 16.0$ 으로 하였다. 종관분

포의 평균은 근섬유의 중심에 있었다. 직경이 0.3328이고, 종관분포의 중앙으로부터 25mm 떨어져 있다. 시뮬레이션은 20 개의 MU를 가지며 각각은 200개의 innervated fiber를 가진다. Full MU recruitment는 60% 에서 발생한다.

Myopathy IP의 형태학적인 변화는 fiber loss, 근섬유 직경의 변화, MU recruitment 역치의 변화등 여러가지 요인에 기인하지만, 본 논문에서는 가장 기본적이며 간단한 fiber loss를 변화기준으로 설정하여 시뮬레이션 하였다. Acute Neuropathy 의 초기에 가장 두드러진 형태학적 변화는 denervation에 의해서 근수축에 참여하는 MU의 손실이 생기는 것이다. 시뮬레이션을 간단히 하기 위해서 근섬유의 평균직경이 IP에 미치는 영향, MU의 recruitment, contraction rate 등이 IP에 주는 영향들은 고려하지 않고 신경의 denervation에만 관심을 두어 시뮬레이션 하였다. Chronic Neuropathy 은 Acute Neuropathy 에서의 denervation에다 fiber reinnervation을 추가하여 시뮬레이션 하였다.

4.1 신호의 선행처리(Signal Pre-Processing)

분석은 40960개의 데이터 sample에 대해서 수행하였다. IP는 먼저 평균을 영으로 맞추었으며 (i.e. 직류(DC) 성분을 없앤다) 5차 type I Chebychev digital filter를 사용하여 low pass filtering 하였다. -3dB cut-off는 11 KHz 이고 pass band ripple은 -3dB, stop band ripple 은 -30dB 이다. segment averaging technique 을 이용하였는데 spectral leakage 를 줄이기 위해서 Blackman-Harris window를 사용하였고 FFT 를 사용하여 power spectrum을 계산하였다.

4.2 주피수 평면 분석 방법
 (Analysis Using Frequency Domain Descriptors)

zero-order 부터 eight-order 까지 spectral moments들은 single-sided power spectral density function (PSDF)으로 부터 계산되어진다. $G(\omega)$ 는 다음과 같이 주어진다. [수식 13]

$$m_n = \int_0^{\infty} \omega^n G(\omega) d\omega \quad (13)$$

n 은 moment의 차수이다. zero-order moment 는 zero mean process 를 가정했을때 신호 $f(t)$ 의 분산이다. 마찬가지로 $2n$ 번째차 moment 도 역시 분산이다. 그것은 $f(t)$ 의 n 번째의 미

분이다. 그 moment들은 EEG의 분석을 위해서 Hjorth에 의해서 고안된 신호 descriptor의 집합을 구성하기 위해서 사용되었다. 그것들은 Activity [수식 14], Mobility [수식 15], Complexity [수식 16]이며 Activity는 zero-order moment로 정의되며 따라서 이것은 시간평면 분산이다. 또한 같은 의미로 frequency domain에서 평균전력이 된다. Mobility는 zeroth moment에 대한 second moment의 비율의 제곱근(square root)으로서 계산되어진다. 마찬가지로 $f(t)$ 그 자체의 variance에 대한 $f'(t)$ 의 분산의 비율의 제곱근으로써 나타낼 수 있다. 선형적인 양들이 보존되기 위해서 moment들의 비율의 제곱근을 사용하였다. $f(t)$ 와 $f'(t)$ 의 분산들이 똑같이 amplitude에 비의존적이기 때문에 mobility는 amplitude에 대해 독립적이다.

$$Activity = m_0 \quad [14]$$

$$Mobility = \sqrt{\frac{m_2}{m_0}} \quad [15]$$

$$Complexity = \sqrt{\frac{m_4/m_2}{m_2/m_0}} \quad [16]$$

Second order와 zero order spectral moment의 비율은 평균이 영(zero)인 랜덤 프로세스 주파수 확률밀도함수의 second moment와 동가이다. 그래서 mobility는 그것의 amplitude에 대한 two-sided PSD의 표준편차이다. Complexity는 신호자체의 mobility에 대한 신호미분의 mobility의 비로서, 전력스펙트럼의 frequency spread를 정량화 한다. Complexity는 amplitude에 독립적이다. 서로 다른 두 신호들이 각각의 PSD에 대하여 amplitude에서만 똑같은 주파수 분산을 가지고 있기 때문이다. Complexity는 또한 주파수에 대하여 독립적이다. 똑같은 파형을 가지는 두 신호가 주파수가 다르더라도 같은 complexity를 가질 수 있다. complexity는 amplitude와 frequency에 영향을 받지 않으면서 전체적인 MUP의 수를 관측할 수 있다. 따라서 complexity를 이용하여 amplitude와 평균주파수에 독립적인 global MUP population에 있어서의 형태변화들의 정량화 하였다. 전력 스펙트럼을 설명하기 위해서 사용되어진 다른 한쌍의 파라미터는 Centroid frequency [수식 17] $\bar{\omega}$ 와 centroid frequency에 대한 frequency standard deviation인 FSD [수식 18] 이다.

$$\bar{\omega} = \frac{m_1}{m_0} \quad [17]$$

$$FSD = \sqrt{\frac{\int_0^{\infty} (\omega - \bar{\omega})^2 G(\omega) d\omega}{m_0}} \quad [18]$$

4.3 Turn/Amplitude Technique

IP를 정량화하기 위해서 임상 근전도의 사들에게 널리 사용되고 있는 turn/amplitude 방법도 사용하였다. 한 점에서의 amplitude의 차가 전번의 turn으로 부터 적어도 100 uV 이상 차이가 날때 IP의 기울기가 변하는 그 지점을 turn으로 명명한다. 각 turn의 amplitude뿐만 아니라 각 turn간의 간격도 기록했으며 mean turn amplitude와 turns rate를 계산하였다.

V. 시뮬레이션결과 및 고찰

정상적인 근육에서 MUP는 일반적으로 triphasic하며 정상적인 크기를 갖는다. [그림 3(a)]는 myopathy의 경우 60%의 fiber loss 일때 정상에 비해서 눈에 띄게 작은 전위와 polyphasic한 파형을 보였다. [그림 3(b)] chronic neuropathy에서는 denervation된 MU의 80%가 다시 reinnervation 되었을때 Giant MUP가 두드러졌으며 파형은 대체로 복잡했다. [그림 3(c)]

정상근육에 대한 IP는 그림 4(a) 과같이 triphasic하며 특징적인 기저선(base-line)을 중심으로 전위를 형성한다.

Myopathy IP는 정상에 비해서 밀집되고 작은 전위를 형성하면서 기저선이 보이지 않았다. [그림 4(b)] 전형적인 Acute neuropathy IP에서는 denervation에 의해서 적은수의 MUP가 남아있는데 그것들은 상대적으로 정상적으로 남아있다. [그림 4(c)] Chronic neuropathy IP에서는 크고 polyphasic한 MUP들을 많이 포함하고 있다. [그림 4(d)]

5.1 MYOPATHY

myopathy는 fiber loss를 단계적으로 수행함에 따라서 모델링 하였다. 이 경우에 있어서 fiber loss는 0%, 20%, 40%, 60%, 80%에 대해서만 시뮬레이션하였으며 전체 근섬유에 대해서 임의의 근섬유가 선택되어 loss되므로 MU들은 각각 다른 fiber loss의 정도를 가지게 된다. activity는 fiber loss가 증가함에 따라서 감소함을 보였다. [그림 5] fiber loss가 증가함에 따라서 mobility는 약간 증가하였다. [그림 5] fiber loss가 증가함에 따라서 complexity는 감소하였으며 mean turn amplitude는 감소함을 보였다. [그림 5] frequency S.D와 centroid frequency는 fiber loss와 반비례 관계를 갖는다. [그림 5] Myopathy는 fiber loss가 증가함에 따라서 MUP에 참여하는 근섬유의 수가 점차 줄어들게 되어 전체적인 MUP의 전위크기를 작아지게 하였다. 따라서 activity는 IP의 평균전력을 (mean power)을 의미하므로 fiber loss에 반비례적으로 감소하는 것이다. 그리고 activity는 fiber loss의 low level에서 좀더 큰 감소의 경향을 보였다. 결국 activity는 근섬유의 전체적인 참여수에 관계하는 파라미터임을 알 수 있다. MUP의 모양은 연속적인 시간적 공간적 합에 의해서 구해지는데 일반적으로 전극에서 가까운 거리에 있는 몇개의 근섬유에 의한 polyphasic한 성분이 전체적인 MUP에 지배적인 영향을 미친다. 근육조직은 low pass filter 역할을 하기때문에 전극에서 멀리 떨어진 곳으로부터 전달되는 전위는 주로 저주파영역에 영향을 준다. 결과적으로 대부분의 근섬유들이 전극에서 관측되는 활동전위에 영향이 없는 근섬유이므로, 낮은 fiber loss에서는 MUP나 IP 모양이 거의 변하지 않는다. fiber loss가 심해지면서 저주파에 영향을 주던 근섬유들이 없어지고 IP의 centroid frequency와 함께 turn rate가 증가하게 된다. complexity가 감소하므로 전체적인 MUP의 수는 fiber loss가 진행됨에 따라서 감소함을 알 수 있다.

5.2 Acute Neuropathy(AN: 급성 신경병)

MU의 denervation이 진행되면 activity는 상당히 감소하였다. [그림 5] mobility와 complexity도 역시 큰 변화를 보였으며 turn rate는 급격한 감소를 보였다. [그림 5] centroid frequency는 denervation이 진행됨에 따라 약간의 감소 경향을 보인 반면 FSD는 좀더 많은 변화를 가졌다. [그림 5] denervation이 진행되어도 현재까지 살아남아있는 MUP의 형태는 변조되지 않는다. 적은 수의 MU만이 근수축에 참여하기 때문에 IP의 mean power, 즉 activity는 감소하게 된다. AN에서의 mobility는 centroid frequency보다 주파수 이동(frequency shift)을 상세히 보여준다. denervation 과정에서 IP의 mobility가 눈에 띄게 감소하였으며 MUP의 중첩확률이 줄어들면서 IP에서의 날카로운 모양이 감소하게 된다. 이러한 smoothed 파형은 전체적인 주파수 대역을 좁히면서 mobility와 FSD를 감소시켰다. 수축으로부터 MU가 loss됨에 따라 IP에서의 넓은 부분에 걸쳐 휴지기간(silent region)이 형성되어 complexity를 증가시켰다. MU의 denervation에 있어서는 turn rate도 activity만큼 영향을 가진다. turn rate가 감소하는 것은 수축에 참여하는 MU의 수가 감소함을 보인 반면 activity는 IP의 평균전력(mean power)이 감소하였음을 보여 주었다.

5.3 Chronic Neuropathy(CN: 만성 신경병)

Activity는 reinnervation이 증가함에 따라서 증가하며 reinnervation된 근섬유의 수가 가장 클때 가장 큰 activity를 갖는다. [그림 5] centroid frequency는 별다른 변화를 보이지 않았으며 FSD는 40%와 80%에서 변화를 보였다. reinnervation이 증가함에 따라 mean turn amplitude는 급격히 증가함을 보였으나 turn/sec는 변화가 거의 없었다. [그림 5] 근섬유의 reinnervation이 진행됨에 따라 MUP의 크기가 증가하고 Giant MUP들을 형성하므로 activity와 mean turn amplitude가 가장 급격히 증가하였다. 일단 MUP가 역치를 초

과하면 MUP의 크기는 turn rate에는 영향을 주지 않기 때문에 거의 변화가 없었다. 그러므로 turn rate는 innervation 보다 denervation을 분석하는데 유용하다. mobility는 reinnervation이 증가하고 denervation이 감소하면서 감소한다. Giant MUP에 의해 FSD는 감소하고 silent base-line이 증가하여 complexity가 증가하였다.

VI. 결론

본 논문에서는 특별한 신경근육계의 병을 일으키는 운동단위 활동전위와 간섭패턴 신호를 시뮬레이션 할수 있었다. 모델은 실제 근전도신호로 일어나는 근섬유, 운동단위와 운동뉴런 파라미터들로부터 병적인 MUAP와 IP를 시뮬레이션하였다. 비정상적인 IP의 정상적인 분석을 위한 주파수평면 인자를 도입하여 복잡한 IP의 분석을 쉽게 하였다. 특히, denervation, reinnervation, fiber loss 등에 의한 신경근육계의 IP 변화를 시뮬레이션하였으며 주파수평면에서의 분석을 통하여 고전적인 분석방법인 turn/amp 보다 우수한 분석능력을 보였다. Activity는 denervation과 reinnervation, fiber loss의 낮은 단계에서 예민한 반응을 보였으며 Mobility와 Complexity는 denervation을 설명하는데 많은 정보를 얻을 수 있었다.

근전도 간섭패턴의 여러가지 병리학적 모델을 이용하여 보다 근본적인 근전도의 분석을 할수 있으며, 근전도 시뮬레이터의 개발에 근간이 되리라 사료된다.

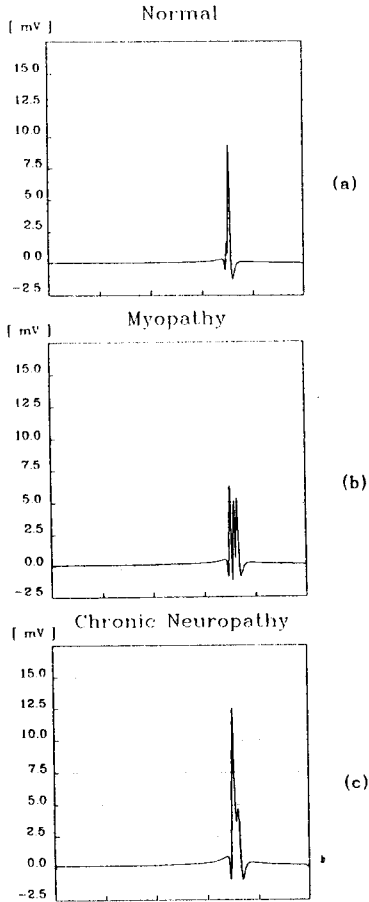


Fig 3. Motor Unit Action Potentials
(a) Normal (b) Myopathy
(c) Chronic Neuropathy
그림 3. 운동단위 활동전위
(a) 정상 (b) 근육병 (c) 만성 신경병

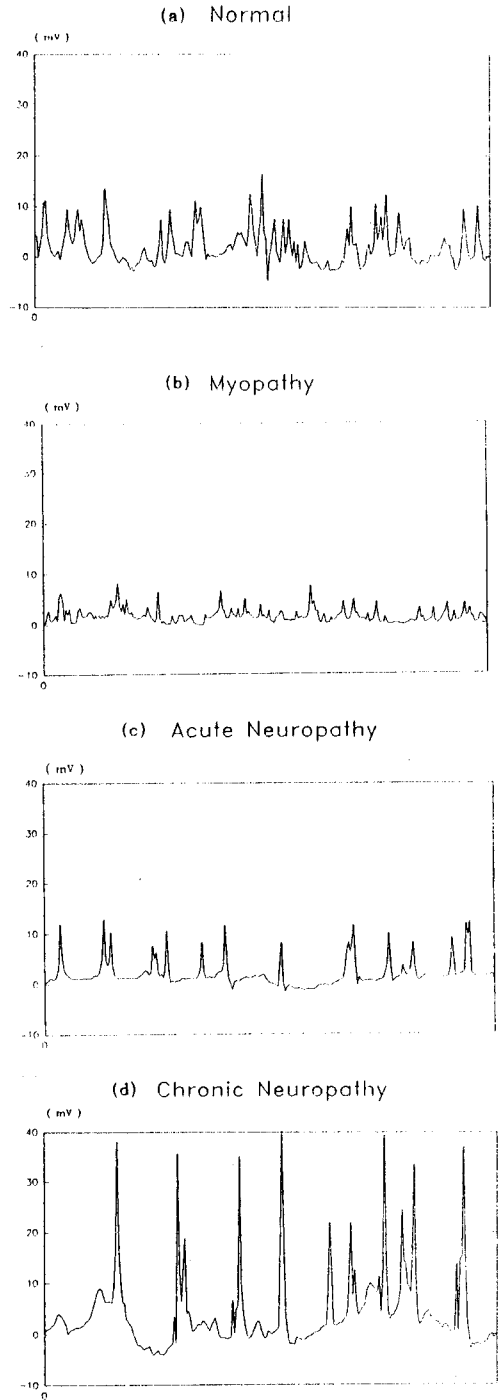


Fig 4. EMG IP signal of simulation results
(a) Normal (b) Myopathy
(c) Acute Neuropathy (d) Chronic Neuropathy

그림 4. 근전도 간섭패턴 신호의 시뮬레이션 결과
(a) 정상 (b) 근육병
(c) 급성 신경병 (d) 만성 신경병

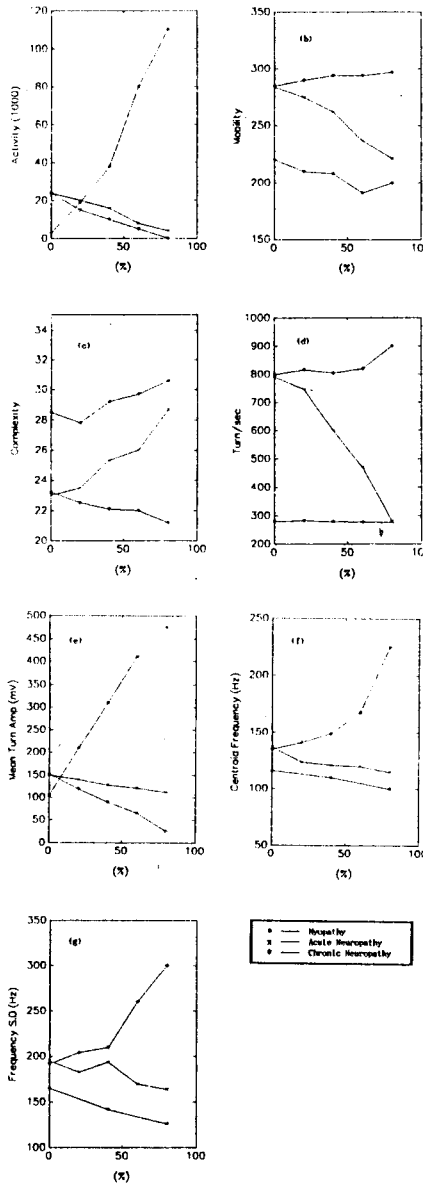


Fig 5. Analysis results of IPs
 (a) Activity (b) Mobility (c) Complexity
 (d) turn/sec (e) Mean Turn Amplitude
 (f) Centroid freq. (g) Frequency S.D.

참고문헌

- Berzuini, C.;Figini, M.;Bernardinelli, L. Evaluation of the effectiveness of EMG parameters in the study of neurogenic disease - a statistical approach using clinical and simulated data. *IEEE Trans.Biomed.Eng.* 32 15-27:1985.
- Boyd, D.C.;Lawrence, P.D.;Bratty, P.J. On modeling the single motor unit action potentials. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 26:236-242:1978. Boyd, D.c.;lawrence, P.D.;Bratty, P.J. The effect of electromyographic jitter on single motor unit EMG potetials. *IEEE Trans. Biomed.Eng.* 26:471-478:1979.

- Brody, G.;Scott, N.;Balasubramanian, R. A model for myoelectric signal generation. *Med.Biol. Eng.* 12:29-41:1974.
- Clammann, H.P. Activity of single motor units during isometric tension. *Neurology* 20:254-260: 1970.
- De Luca, C.J. A model for a motor unit train recorded during constant force isometric contractions. *Biol.Cybern.* 19:157-167:1975.
- De Luca, C.J. Physiology and mathematics of myoelectric signals. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 26:313-325 :1979.
- De Luca, C.J.;Forrest,W.J. Some properties of motor unit action potential trains recorded during constant force isometric contractions in man. *Kybernetik* 12: 160-168:1973.
- Ekstedt, J.;Stalberg, E. How the size of the needle electrode leading-off surface influences the shape of the single muscle fiber action potential in electromyography. *Comp. Prog.Biomed.* 3:204-212:1973.
- Hjorth, B. EEG analysis based on time domain parameters. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.* 29: 306-310:1970.
- Hjorth, B. The physical significance of time domain parameters of time domain descriptors in EEG analysis. *Electroenceph. Clin.Neurophysiol.* 34: 321-325:1973.
- Kwatney, E.;Thomas, D.H.; Kwatney ,H.G. An application of signal processing technique to the study of myoelectric signals. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 17:303-312:1970.
- Nandedkar, S.D.; Sanders, D.D.; Stalberg, E.V. Simulation ad analysis of the electromyographic interference pattern in normal muscle. Part I: Turns and amplitude measurements. *Muscle & Nerve* ,9: 423-430:1986.
- Nandedkar, S.D.;Sigl, J.C.;Kim Y.I.;Stalberg, E. Radial decline of the extracellular action potential. *Med. Biol. Eng. Comp.* 22:564-568:1984.
- Nandedkar, S.D;Stalberg, E.Simulation of single muscle fiber action potentials. *Med.Biol.Eng. Comp.* 21:158-165:1983.
- Nandedkar, S.D.; Stalberg, E.; Kim, Y.I.; Sanders, D.B; Anne, A. Use of siganl representation to identify abnormal motor unit potentials in Macro EMG. *IEEE Trans. BioMed. Eng.* 31:220-227:1984.
- Nandedkar, S.D.; Stalberg, E.;Sanders, D.B. Simulation techniques in electromyography. *IEEE Trans.Biomed.Eng.* 32:775-785:1985.
- Rosenfalk, P. Intracellular and extracellular potential fields of active nerve and muscle fibers. A physicomathematical analysis of different models. *Acta Physiol.Scand.* 321-S:i-168:1969.
- Shwedyk, E.; Balasubramanian, R.;Scott,R.N. A nonstationary model for the electromyogram. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 24.:417-424:1977.
- Stalberg, E.;Chu,J.;Bril, V.;Nandedkar, S.;Stalberg, S.; Ericsson,M.; Automatic analysis of the EMG interference pattern. *Electroenceph.Clin. Neurophysiol.* 56:672-681:1983.
- Walmsley,M. On the normalized slope descriptor method of quantifying electroencephalograms. *IEEE Trans. Biomed.Eng.* 31:720-723:1984.
- Wani, A.M.;Guha, S.K. Synthesizing of a motor unit potential based on the sequential firing of muscle fibers. *Med. & Biol .Eng. & Comput.* 18:719-726: 1980.