

근피로도 측정을 위한 중간 주파수와 Spike 파라미터의 신뢰도 비교 및 향상된 Spike 검출 알고리즘에 관한 연구

論 文
53D-5-11

A Study on the Reliability Comparison of Median Frequency and Spike Parameter and the Improved Spike Detection Algorithm for the Muscle Fatigue Measurement

李 晟 柱* · 洪 基 龍* · 李 泰 雨* · 李 相 勳* · 金 成 煥*
(Sung-Ju Lee · Ki-Ryung Hong · Tae-Woo Lee · Sang-Hoon Lee · Sung-Hwan Kim)

Abstract - This study proposed an improved spike detection algorithm which automatically detects suitable spike threshold on the amplitude of surface electromyography(SEMG) signal during isometric contraction. The EMG data from the low back muscles was obtained in six channels and the proposed signal processing algorithm is compared with the median frequency and Gabriel's spike parameter. As a result, the reliability of spike parameter was inferior to the median frequency. This fact indicates that a spike parameter is inadequate for analysis of multi-channel EMG signal. Because of uncertainty of fixed spike threshold, the improved spike detection algorithm was proposed. It automatically detects suitable spike threshold depending on the amplitude of the EMG signal, and the proposed algorithm was able to detect optimal threshold based on mCFAR(modified Constant False Alarm Rate) in the every EMG channel. In conclusion, from the reliability points of view, neither median frequency nor existing spike detection algorithm was superior to the proposed method.

Key Words : electromyography(EMG), spike, mCFAR, muscle fatigue

1. 서 론

대한산업안전협회에서 발표한 2002년도 산업재해현황[1]에 선 산업재해로 인해 발생하는 연간 경제손실액은 10조원을 초과하고 전년도에 비해 15.8%증가율을 보임을 알 수 있다. 그 중 LBP(low back pain)는 산업재해를 작업관련성으로 분류한 세 부류(뇌·심질환, 신체부담작업, 요통) 중 한 부류를 차지할 정도로 발생빈도가 높은 질병인 만큼 국민 경제적으로 심각하게 부담이 되는 질병이다.

지금까지 LBP 진단에 주로 사용되어 온 X-ray 나 MRI 같이 영상상을 통한 분석으로 규명될 수 있는 LBP의 해부학적 인 원인은 전체 요인의 12~15%로 한정됨이 밝혀졌다[2]. 영상진단방법의 한계를 극복하고 보다 훌륭한 진단을 위해서 근전도(electromyography:EMG) 기법들이 개발되어왔다. 근전도 신호의 특성은 특정 파라미터로 수치화가 가능하고 일관성 있는 파라미터 수치는 높은 신뢰도를 갖는다. 지금까지 가장 많이 사용되는 기법은 중간 주파수(median frequency)를 통해 근피로도(muscle fatigue)를 추정하는 방법으로 Emley[3], Lu[4], Roy[5], 김[6]등이 시도하였다.

Low back muscle은 여러 근육이 복잡한 구조를 이루고 있다. 그러므로 요추 일대의 근육에서 데이터를 취득할 경우, 인접한 근육간의 상관관계에 대한 분석이 가능케 하기 위해 데이터를 세부 근육별로 동시에 취득해야 하고 이를 위하여

다채널 EMG 시스템의 개발은 필수적이다. 본 논문에서는 데이터 취득을 위해 8-channel EMG 시스템을 제작하였다.

본 논문에서는 Gabriel[7][12]에 의해서 그 신뢰도가 입증된 바 있는 Spike 파라미터에 대하여 중점적으로 연구하였다. LBP 진단을 위한 근전도 신호분석에 있어서 중간 주파수와 Spike 파라미터에 대한 신뢰도를 비교분석 하였고 향상된 신뢰도를 유지할 수 있는 새로운 Spike 파라미터 추출 알고리즘을 제안하였다.

2. 근전도

근육은 미세섬유, 근원섬유, 근육섬유의 순서로 이루어진다. 하나의 운동단위(motor unit)는 신경계를 이루고 있는 한 개의 운동신경(motor neuron)과 근육계를 구성하고 있는 여러 개의 근육섬유(muscle fiber)들이 모여서 이루어진다.

근육섬유의 세포막에 형성된 Na⁺ (sodium)와 K⁺ (potassium)의 이온 농도차는 이온채널을 형성하고 이는 탈분극(depolarization)시 전위를 형성하여 세포 밖 전위(extra cellular action potential)를 형성한다. 안정 상태에서부터 탈분극되어 생성된 전위는 근육섬유의 축 방향으로 전극까지 전달되어진다. 또한 하나의 운동단위가 얼마나 정확한 제어가 요구되느냐에 따라 적게는 3개, 많게는 2,000개의 근육섬유를 관장한다. 손가락, 얼굴, 눈 등의 운동단위는 소량의 근육섬유를 가지고 있고, 팔이나 다리에 있는 큰 근육의 운동단위는 긴 근육섬유를 많이 가지고 있다.

각각의 운동단위는 별도의 신경단(nerve ending)의 지배

* 非 會 員 : 서울시립대학교 대학원 전자전기컴퓨터 공학과
接受日字 : 2004月 1月 26日
最終完了 : 2004月 3月 3日

를 받는다. 각 운동단위의 흥분(excitation)은 실무율(all-or-nothing)에 의하며 흥분에 따른 전기현상이 활동전위(action potential)이고, 그 결과 근육에 힘이 발생하여 단수축(twitch)을 일으킨다. 근육이 수축되기 위해서는 뇌의 운동피질(motor cortex)에서 신경 임펄스가 발생하여야 하며 이 임펄스열(impulse train)이 신경을 통해서 연속적으로 전달됨으로써 수축의 정도에 따라서 필요한 수의 운동단위를 자극하게 된다. 이에 따라 운동단위는 각 근육섬유의 표면에서 일어나는 탈분극과 재분극(repolarization)에 의해 운동단위 활동전위(motor unit action potential: MUAP)를 발생시킨다. 이 MUAP들이 합성되어 근전도 신호(myoelectric signal:ME)를 발생시킨다. 이러한 근전도 신호의 발생 모델이 그림 1에 표현되어 있다.

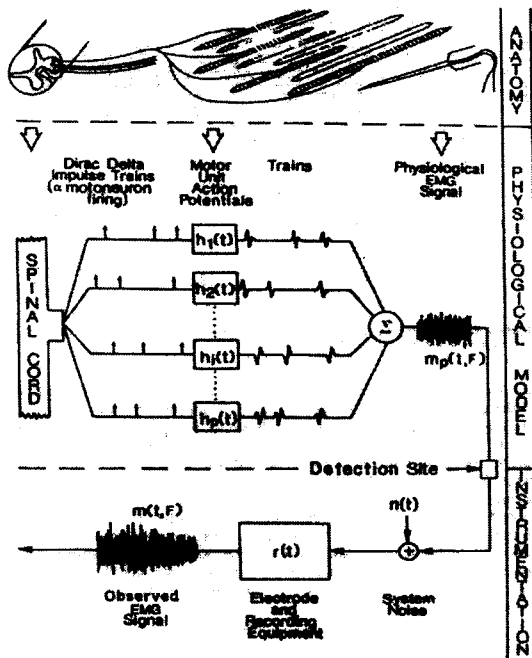


그림 1. 근전도 신호 발생 모델
Fig. 1. Model for the generation of the EMG signal

3. 근피로도 측정을 위한 기존의 분석기법과 향상된 분석기법의 제안

3.1 중간 주파수(Median frequency)

근피로도 측정을 위한 분석 기법은 크게 시간영역 분석과 주파수영역 분석으로 나뉜다. 시간영역 분석 기법으로 영점 교차율, turn rate, 평균 절대값, Spike parameter 등이 있고 주파수영역 분석으로는 중간 주파수, 평균 주파수 등이 있다.

중간 주파수는 power spectrum의 면적을 1/2로 나누는 주파수로서 근육의 근피로 특성을 잘 나타내는 주파수이며 식(1)과 같다.

$$\int_0^{f_{med}} s(f)df = \int_{f_{med}}^{\infty} s(f)df = \frac{1}{2} \int_0^{\infty} s(f)df \quad (1)$$

정상적인 근전도 신호는 약 20~500Hz 대역에 분포한다. 지속적으로 힘을 소비하는 근육의 근전도 신호를 주파수영역에서 분석해보면 피로가 쌓여 감에 따라 활성화 에너지의 전달 속도가 느려지고 그 결과 근전도 신호의 고주파 성분이 약해지게 된다. 고주파 성분이 약해지면 식(1)에서 보이는 바와 같이 중간 주파수 또한 작아지게 된다. 이렇게 일정시간 동안 변화한 중간 주파수의 변화 추이는 선형회귀(linear regression) 알고리즘을 이용하여 기울기로 표현되어 근피로도의 중요한 지표로 사용되어왔다. 기울기가 클수록 근육의 피로가 쌓이는 속도가 높다는 것을 의미한다.

3.2. Spike 파라미터

근전도 신호는 그림 1에서 보이는 바와 같이 무수히 많은 운동단위 활성화 전위들의 중첩으로 표현된다. 이렇게 근전도 신호를 이루는데 참여한 MUAP들은 수 많은 turn을 발생시킨다. turn들 중에 위쪽 방향으로 뻗은 turn을 peak라고 정의한다.

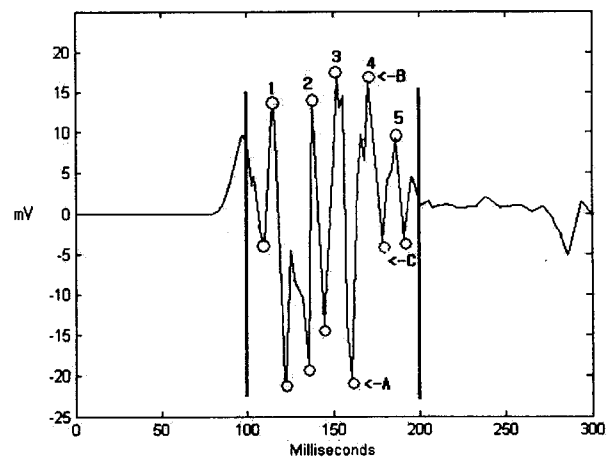


그림 2. Spike 선택의 기준
Fig. 2. Criterion of spike selection

그림 2에 보이는 근전도 신호에서 데이터를 취하는 100~215 [ms] 구간동안 peak의 수는 1, 2, 3, 4, 5로 번호가 매겨진 peak와 나머지 위로 뻗은 turn을 포함하여 총 10개이다. Gabriel[7]은 이들 peak 중에서 세가지 기준요건을 통과한 peak를 Spike로 정의하였다. 그 기준의 첫 번째는 0보다 커야하고, 두 번째는 두 번의 영점 교차 사이의 peak 중 가장 큰 peak라야하며, 마지막 세 번째 조건으로 식(2)에 따르는 Spike의 진폭은 임의의 문턱치 이상의 값이라야 한다. Gabriel은 다음과 같은 방법으로 Spike의 진폭과 빈도수를 정

의하였다.

1) 평균 Spike 진폭(mean spike amplitude) : Spike 진폭의 평균값을 나타내는 파라미터로서 신호의 주성분의 평균 진폭을 알 수 있다. 여기서 SA_i 는 i 번째 Spike의 진폭이고 NS 은 Spike의 수이다.

$$SA_i = \frac{(B-A) + (B-C)}{2} \quad (2)$$

$$MSA = \frac{1}{NS} \sum_{i=1}^{NS} SA_i \quad (3)$$

2) 평균 Spike 빈도수(mean spike frequency) : 임의의 시간동안 취득된 Spike 수를 취득 시간으로 나눈값이다. 단위시간 동안 취득되는 Spike 빈도수의 변화 추이는 근피로도를 표현하는 지표로 사용된다. 여기서 TD 는 데이터 취득 시간이다.

$$MSF = \frac{NS}{TD} \quad (4)$$

이와 같은 기준에 따라 문턱치를 10 [mV]로 가정했을 때 그림 2에서 Spike의 수는 5개가 된다. Spike를 포함하는 두 번의 영점교차 사이의 신호 파형을 mountain이라 정의한다면 Spike란 임의의 문턱치 이상의 진폭을 갖는 mountain을 이루기 위해 중첩되는 수많은 운동단위 중 가장 지대한 영향을 미치는 운동단위에 의해서 생성되는 peak만을 검출함으로써 근전도 신호의 주요성분은 유지하되 분석을 위한 데이터는 획기적으로 감소시키는 점을 들 수 있다. 그림 3은 구현된 Spike detection 알고리즘이다. 인접한 영점교차 사이에는 적어도 한 개 이상의 peak가 검출이 된다. 그림에서 T_i 는 취득된 신호에서 검출된 peak들의 값이다. 이 중에서 음에서 양으로의 영점교차 바로전 peak값을 골라내 Sai 에 저장하고 다음으로 양에서 음으로의 영점교차 바로 다음 peak 값을 Sci 에 저장을 한다. 그리고 그사이 나타난 peak 값들 중에 가장 큰 값을 Sbi 에 저장한다. 이를 이용해 P_Spike (Predicted Spike)를 계산해낸다. P_Spike 는 문턱치 조건을 제외한 다른 두 가지 조건에 만족한 Spike를 의미하고 최종적으로 얻어진 NS 는 Spike의 수이며 T_Spike (True Spike)는 특정 문턱치 요건 까지 만족한 Spike의 진폭을 나타낸다.

3.3. mCFAR 알고리즘을 이용한 Spike 파라미터 문턱치 자동추적 알고리즘의 제안

Spike를 결정할 때 근전도 신호의 문턱치를 결정함에 있어 Gabriel은 이두박근의 Spike 문턱치를 100 [μV]로 고정하였고 Bessette 등[10]은 정상인과 턱관절 환자의 휴지기를 결정하기 위해 근전도 신호의 문턱치를 0.2 [mV]로 제한하여

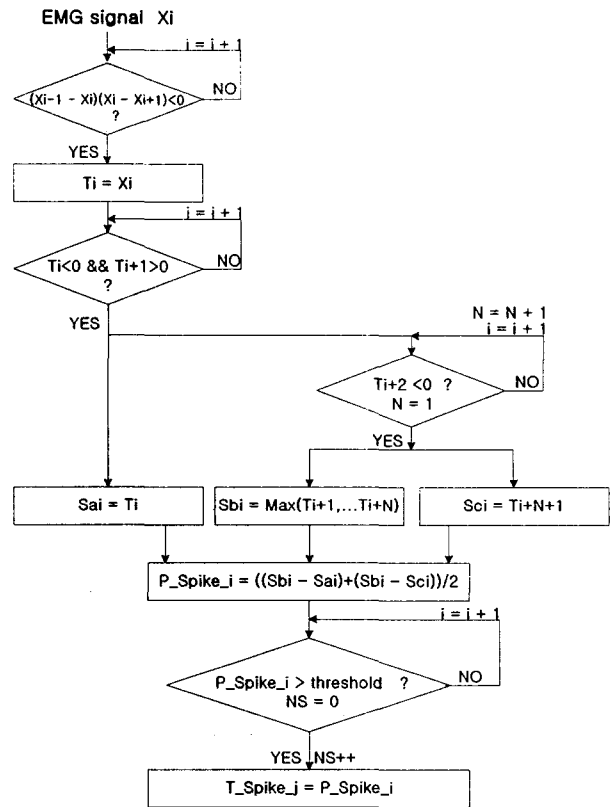


그림 3. Spike 검출 알고리즘
Fig. 3. Spike detection algorithm

무조건 기준값 이하로 지속되는 구간을 휴지기로 인정하였다. Yamada 등[8]은 처음으로 마이크로 컴퓨터를 이용하여 자동화된 휴지기 구간측정 시스템을 발표하였으나, 역시 문턱치를 설정하는데 있어 최대 교합 상태의 교근의 근전도 신호를 기준으로 정규화(normalize)한 후 이 값의 4%로 결정하였다.

Spike 파라미터는 문턱치 값의 수치에 결정적인 영향을 받는다. 문턱치 값이 너무 작으면 고주파 노이즈까지 Spike로 결정하는 오류를 범할 수 있고 반대로 너무 크면 신호의 주성분을 나타내는 Spike들까지 무시되어 제대로 근육의 특성을 표현하는 파라미터라 볼 수 없게 된다. 더욱이 본 논문에서 제작한 실시간 다채널 분석 시스템을 위해서는 각 채널에서 취득되는 데이터마다 적절한 Spike 문턱치가 결정되어야 한다.

이와 같은 이유로 근육 상태를 판단하기 위한 지표로서 Spike 파라미터를 사용하기 위해서는 근육의 종류와 활성화 정도에 따라 적절하게 가변하는 자동 문턱치 추적 알고리즘이 요구되고 본 논문에서는 modified Costant False Alarm Rate(mCFAR) 알고리즘을 제안하였다.

CFAR은 레이더(radar) 신호처리에서 목표물의 위치를 파악하는데 많이 이용되어온 알고리즘으로 여러 관점으로 접근하는 연구가 진행되어 왔다[13][14][15]. 본 논문에서는 적절한 Spike 문턱치를 찾기 위하여 CFAR의 기본 특성을 이용한 새로운 mCFAR 알고리즘을 제안하였다. 일반적인 CFAR 방법은 입력되는 순간의 신호와 일정 시간동안 입력된 신호

를 이용해 결정된 기준값을 비교한 후 기준값을 초과하는 값을 찾을 때 사용되는 알고리즘이지만, 본 논문에서는 입력 신호를 샘플 블록으로 나누어, 이 블록을 기준으로 기준값보다 높은 샘플을 Spike로 결정하는데 이용하였다. 문턱치를 결정하기 위해 근전도 신호의 peak 중 두 번째 조건까지 만족하는 Predicted Spike를 mCFAR 입력으로 하였으며, 입력된 순서대로 정해진 수의 데이터 샘플 블록(block)으로 묶어 단위 합을 구한 후, 이 값에 따라 문턱치가 가변되도록 설계하였다. 그림 4에서는 본 논문에서 제안한 mCFAR 알고리즘의 구조를 나타내었다.

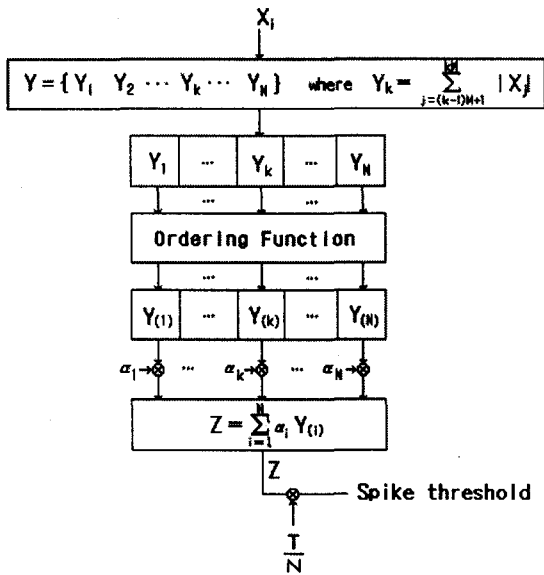


그림 4. Spike의 문턱치 결정을 위한 mCFAR 알고리즘 흐름도

Fig. 4. Flow chart of mCFAR algorithm for determining threshold level of spike

그림 4에서 X_i 는 순차적인 Predicted Spike의 진폭이다. 이렇게 순차적으로 입력된 Predicted Spike를 동일한 크기의 샘플 블록으로 할당할 후, 블록을 구성하는 각각의 샘플들의 합으로 Y_k 를 구성하게 된다. 다음은 배열함수(ordering function)를 거쳐서 $Y_{(1)}, \dots, Y_{(N)}$ 순서의 오름차순으로 정렬된다. 이렇게 정렬된 k 번째의 블록 $Y_{(k)}$ 에 임계 스케일링 상수 α_k 가 곱해지며, 이는 식(5)로 정의된다. N 은 전체 블록의 개수이다.

$$\alpha_k = \frac{k}{N} \tag{5}$$

α_k 는 0부터 1사이의 선형(linear)적인 값이 되며, 신호의 크기에 따라 정렬된 블록 $Y_{(k)}$ 에 α_k 가 곱해지면 각 블록들의 합은 더욱 차이가 발생하게 된다. 따라서 Spike를 결정하기 위한 문턱치가 민감하게 변하게 된다. 식(6)에서와 같이 Z 는 N 개의 $\alpha_k Y_{(k)}$ 를 더한 결과가 되며, 원하는 오정보확률(false alarm probability)에 의해 주어지는 상수 T 를 곱한 TZ 값

을 블록수 N 으로 나눈 값이 최종 문턱치로 결정된다. 이때 T 는 실험적인 방법을 통해 0.02로 결정하였으며, 이 값은 근전도 실험에 참가한 피실험자에 따라 변하는 것이 아닌 고정된 값이 된다.

$$\text{Spike Threshold} = \frac{T}{N} \sum_{i=1}^N \alpha_i Y_{(i)} \tag{6}$$

(where $T = 0.02$)

근전도 신호는 대상근육과 증폭률등의 요인으로 신호의 크기가 일정치 않다. 따라서 신호에 따라 문턱치를 적절히 설정해야 하며 본 논문에서는 mCFAR을 이용하여 신호의 상대적인 크기를 고려하여 식(6)과 같이 블록 가중 평균을 이용하여 임계치를 자동적으로 변화하였다. 작은 P_Spike 값이 많은 근전도 신호는 큰 P_Spike 값이 많은 근전도 신호에 비해 절대치의 합을 구했을 경우 그 값이 상대적으로 작은 값을 갖는다. 따라서 작은 P_Spike를 많이 포함한 블록의 Y 값이 가장 작아지게 되고, 배열함수를 거쳐 오름차순으로 정렬을 하면 작은 P_Spike를 많이 포함한 블록은 첫 번째 블록인 $Y_{(1)}$ 이 된다. 그러므로 $Y_{(1)}$ 을 제외한 $Y_{(k)}$ 의 값이 상대적으로 크면 클수록 기준값이 커지게 된다. 또한 이것은 어디까지나 상대적인 것이므로 Spike를 결정하는 문턱치는 블록 $Y_{(1)}$ 과 이를 제외한 블록들의 크기에 따라 가변되는 성질을 갖게된다. 즉, $100[\mu V]$ 로 문턱치를 고정한 Gabriel과 달리 본 논문에서 제안한 방법은 최대값과의 비율이 변하는 성질을 갖게되어 T 값이 고정되어도 피실험자마다 근전도 신호의 크기가 다르기 때문에 Spike를 결정하기 위한 문턱치는 달라지게 되며, 전체적인 신호의 크기가 크면 문턱치는 높게, 신호의 크기가 작으면 문턱치는 낮게 결정된다.

4. 실험방법 및 결과 고찰

4.1 실험방법

본 논문에서 설계된 8-채널 근전도 시스템의 구성은 그림 5와 같다.

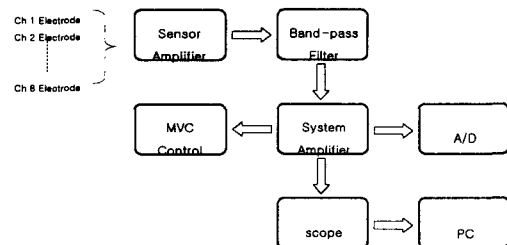


그림 5. 근전도 측정 시스템 구성도
Fig. 5. Schematics of EMG measurement system

모든 실험 데이터는 지난 1년 사이 요통으로 인한 물리적, 의학적 치료를 받은 경험이 없고 현재 요통으로 고통받고 있지 않은 평균나이 27.5세의 건강한 성인남자 5명으로부터 취

독되었다. 피실험자는 실험간에 안정적인 데이터 취득을 위하여 그림 7과 같이 골반부터 종아리까지 단단히 고정되었다.

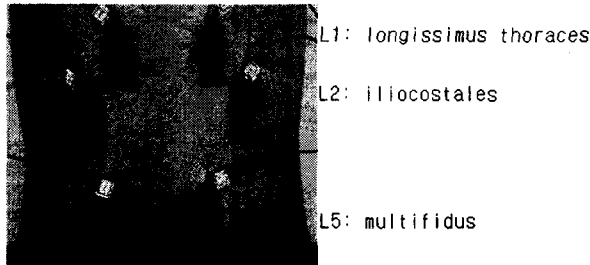


그림 6. 전극의 위치(허리)
Fig. 6. Positions of electrodes(waist)

근전도 센서의 위치별 근육의 명칭은 L1에 흉최장근(longissimus thoraces) L2에 흉장측근(iliocostales) L5에 다열근(mutifidus)이다.

여섯 개의 센서는 그림 6과 같이 알콜소독 된 요추의 해당 근육 일대에 Skin interface 테이프를 사용하여 부착하였다. 부착된 센서의 위치는 잘 지워지지 않는 펜을 사용하여 센서 모양대로 표피에 표시하였다. 전극의 번호는 그림 6에서 보이는 대로 L1, L2, L5의 좌측 전극을 각각 1, 3, 5번, 우측 전극은 같은 순으로 2, 4, 6번 전극으로 정의하였다.

L5 위치 양쪽 센서에서 구해지는 신호의 RMS(root mean square), 중간 주파수 값의 차이를 비주얼하게 보여주는 소프트웨어를 디자인하였고 피실험자는 데이터 취득간 L5 위치의 양쪽 센서에서 동일한 RMS, 중간 주파수 값이 얻어지도록 시각적인 cue를 통하여 원하는 힘의 레벨로 등척성 수축운동을 컨트롤한다.

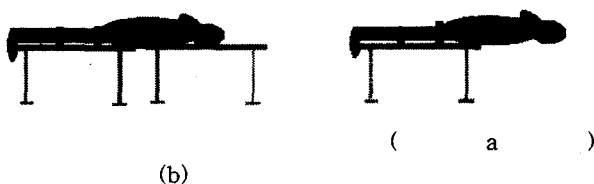


그림 7. 실험 프로토콜에 따른 피실험자의 자세
(a) 휴식을 위한 자세
(b) 데이터를 취득하는 동안의 자세

Fig. 7. Subject's posture adopted in test protocol
(a) posture to relax
(b) posture during data acquisition

최초에 피실험자는 그림 7의 (a)와 같은 상태로 준비된다. 데이터를 받을 준비가 끝나면 (b)와 같이 두 번째 테이블을 제거한다. 이때 피실험자가 눈으로 MVC(maximum voluntary contraction) 레벨을 직접확인 할 수 있도록 측정 시스템은 피실험자의 정면에 위치시켰다.

데이터를 취득하기에 앞서 피실험자에 따라 달라지는 EMG 신호의 크기를 정규화시키기 위해 피실험자가 상체를 최대한 들어올렸을 때 각 전극에서 취득된 intergrated EMG

값이 100%의 MVC 레벨이 되도록 정규화시켰다. 정규화 과정이 수행되면 (b)와 같이 수평을 유지한 상태에서 MVC 레벨을 기록한 후 피실험자는 20분간 휴식을 취하도록 하였다.

충분한 휴식을 취한 피실험자가 수평상태에서 앞서 기록된 동일한 MVC 레벨을 30초간 유지하는 동안 데이터를 수집하였고 데이터 수집이 끝나면 (a)와 같은 상태로 피실험자에게 10분간 휴식을 취하도록 하였다. 이는 총 5회에 걸친 데이터 수집간에 각각의 데이터에 이전의 근육 활동으로 인한 근피로가 영향을 끼치지 않도록 하기 위함이다. 실제로 피실험자들은 총 5회의 데이터 수집간에 처음과 마지막 회에서 별다른 피로의 차이를 느끼지 않았다고 진술하였고 데이터 분석 결과 또한 이 사실을 뒷받침하였다.

4.2 결과고찰

4.2.1 기존의 Spike 파라미터와 중간 주파수의 신뢰도 비교

다섯 명의 피실험자로부터 각각 다섯 번씩 실험하여 취득된 데이터를 분석해 본 결과 대체로 비슷한 결과가 나왔다. 그러므로 Spike 파라미터의 문턱치는 신호의 크기에 영향 받는다는 사실에 근거하여 본 논문에서는 신호의 크기가 가장 큰 피실험자 JCK와 가장 약한 근전도 신호를 보여준 피실험자 CJH의 데이터를 분석을 위한 데이터로 사용하였다.

표 1은 두 피실험자로부터 30초간 취득된 데이터의 중간주파수를 센서가 위치된 근육별로 기록한 것이다.

표 1. 센서 위치에 따른 중간 주파수
(1: 좌측 흉최장근, 2: 우측 흉최장근, 3: 좌측 흉장측근, 4: 우측 흉장측근, 5: 좌측 다열근, 6: 우측 다열근)

Table 1. Median frequency on sensor location
(1: left longissimus, 2: right longissimus, 3: left iliocostales, 4: right iliocostales, 5: left multifidus, 6: right multifidus)
(subject : JCK)

파라미터	센서	실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	계	평균	분산	표준편차
MF (Hz)	1	177.750	173.844	181.563	180.344	181.844	695.345	179.069	11.147	3.339
	2	198.938	199.469	198.813	192.656	190.688	978.564	195.713	14.954	3.867
	3	218.313	211.281	206.188	215.375	200.469	1051.628	210.325	51.120	7.150
	4	192.844	181.583	191.438	188.563	182.688	937.096	187.419	25.892	5.088
	5	193.594	187.906	195.825	202.281	193.531	972.937	194.587	26.753	5.172
	6	213.813	200.719	214.375	213.125	212.281	1054.313	210.863	32.766	5.724

(subject : CJH)

파라미터	센서	실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	계	평균	분산	표준편차
MF (Hz)	1	154.250	166.375	159.938	160.438	161.179	802.180	160.436	18.565	4.311
	2	182.906	166.031	182.781	169.188	171.000	831.906	166.381	13.593	3.687
	3	121.406	127.344	124.313	122.406	124.969	620.438	124.088	5.363	2.318
	4	135.656	126.875	129.719	132.219	131.844	656.313	131.263	10.547	3.248
	5	203.250	204.344	202.406	210.063	219.375	1039.438	207.888	50.201	7.085
	6	186.406	193.406	188.406	196.844	192.688	957.750	191.550	17.278	4.157

표 2와 표 3은 문턱치를 각각 0.5 [V]와 0.1 [V]로 고정하여 추출한 Spike 빈도수를 기록한 것이다. 피실험자 JCK에게서 추출된 파라미터는 전극 1, 2번이 위치한 흉최장근에서 가

장 작고 5, 6번이 위치한 다열근에서 가장 큰 값을 보인다. 이는 다열근의 힘의 세기가 가장 커서 0.5 [V]로 고정된 문턱치 값을 넘는 Spike가 가장 많이 존재하기 때문이다. 실제로 각 센서에서 추출된 근전도 신호의 MAV(mean absolute value)를 분석해 본 결과 흉최장근에서 0.1 [V], 흉장늑근 0.14 [V], 다열근 0.3 [V] 순으로 다열근의 근전도 세기가 가장 높았다. 이처럼 Low back muscle 중 다열근에서 근전도 신호가 매우 크다는 사실은 Luca[11]나 Gilmore[3]등의 실험 결과와 일치한다.

표 2. 문턱치 0.5 [V] 일 때 Spike 빈도수
Table 2. Spike frequency at threshold 0.5 [V]
(subject : JCK)

파라미터	센서	실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	계	평균	분산	표준편차
spike 빈도수	1	15.233	10.033	10.667	18.633	9.900	64.466	12.893	15.129	3.890
	2	10.500	8.167	12.000	6.533	13.500	50.700	10.140	7.945	2.819
	3	61.167	58.433	48.800	46.133	55.100	269.633	53.927	40.283	6.347
	4	56.567	30.667	46.233	52.233	48.967	234.667	46.933	97.528	9.876
	5	139.033	121.667	123.567	132.167	122.800	639.234	127.847	56.443	7.513
	6	151.733	134.300	149.067	154.900	149.787	739.787	147.953	63.371	7.961

(subject : CJH)

파라미터	센서	실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	계	평균	분산	표준편차
spike 빈도수	1	1.067	1.567	1.100	0.767	0.466	4.967	0.993	0.169	0.411
	2	0.000	0.433	0.067	0.033	0.000	0.533	0.107	0.034	0.185
	3	0.167	1.500	0.267	0.300	0.033	2.267	0.453	0.353	0.594
	4	0.000	0.067	0.067	0.033	0.033	0.200	0.040	0.001	0.028
	5	30.133	48.800	44.733	38.333	27.767	189.768	37.953	82.169	9.065
	6	42.467	51.000	49.387	44.000	46.900	233.734	46.747	12.710	3.565

표 3. 문턱치 0.1 [V] 일 때 Spike 빈도수
Table 3. Spike frequency at threshold 0.1 [V]
(subject : JCK)

파라미터	센서	실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	계	평균	분산	표준편차
spike 빈도수	1	150.633	144.200	150.800	149.867	151.033	746.333	149.267	8.199	2.863
	2	160.867	162.300	163.333	150.867	154.433	791.800	158.360	29.526	5.434
	3	197.367	188.333	185.400	193.333	179.067	943.600	188.700	60.100	7.078
	4	182.867	167.167	182.533	176.300	174.933	883.800	176.760	41.550	6.446
	5	191.500	185.100	188.900	197.067	186.933	949.500	189.900	21.692	4.657
	6	193.533	182.867	194.867	198.433	190.900	960.400	192.080	35.059	5.921

(subject : CJH)

파라미터	센서	실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	계	평균	분산	표준편차
spike 빈도수	1	110.600	124.067	109.300	112.000	98.533	554.500	110.900	82.543	9.085
	2	93.133	104.033	96.067	92.267	93.433	478.933	95.787	23.263	4.823
	3	95.167	110.367	101.533	98.867	90.633	496.367	99.273	55.015	7.417
	4	69.033	80.067	78.367	76.600	72.533	376.600	75.320	20.188	4.493
	5	184.900	187.733	184.733	188.867	189.433	935.666	187.133	4.851	2.202
	6	174.700	183.867	179.233	184.733	181.133	903.666	180.733	16.157	4.020

표 2의 CJH의 데이터를 보면 다열근을 제외한 1, 2, 3, 4번 전극의 위치에서 추출된 Spike 빈도수는 거의 0에 가까운

값을 보인다. CJH의 L1, L2 각각의 근육쌍에 추출된 MAV가 0.06 [V], 0.056 [V]인 점을 감안하면 예측 할 수 있는 결과라 할 수 있다. 이와 같이 작은 근전도 신호에서 0.5 [V]의 문턱치를 초과하는 Spike는 찾기 어렵다. 이러한 결과로부터 표 3은 0.1 [V]로 낮춘 문턱치에서는 Spike가 잘 검출되고 있음을 보여준다. 그러나 이 경우에도 5회에 걸쳐 시행된 실험에서 추출된 Spike 빈도수의 표준 편차가 두 피험자 모두 각각의 중간주파수의 표준편차보다 전체적으로 더 크다는 것을 볼 수 있다. 이는 근피로가 누적되지 않은 같은 실험환경 하에서 데이터를 취득할 때 언제나 일관성 있는 파라미터를 찾고자 하는 본 논문의 취지와는 거리가 있다.

표 4. 중간 주파수 기울기
Table 4. Slope of median frequency
(subject : JCK)

파라미터	센서	실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	계	평균
MF slope	1	0.004	(0.154)	(0.007)	(0.001)	0.092	(0.066)	(0.013)
	2	(0.088)	(0.075)	(0.130)	(0.053)	(0.130)	(0.476)	(0.095)
	3	(0.164)	(0.512)	(0.321)	(0.207)	(0.467)	(1.671)	(0.334)
	4	(0.211)	(0.202)	(0.259)	(0.252)	(0.372)	(1.296)	(0.259)
	5	(0.335)	(0.292)	(0.481)	(0.514)	(0.524)	(2.146)	(0.429)
	6	(0.304)	(0.252)	0.003	(0.219)	(0.190)	(0.962)	(0.192)

(subject : CJH)

파라미터	센서	실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	계	평균
MF slope	1	(0.253)	(0.329)	(0.427)	(0.334)	(0.338)	(1.680)	(0.338)
	2	(0.129)	(0.256)	(0.172)	(0.090)	(0.132)	(0.779)	(0.156)
	3	(0.072)	(0.247)	(0.247)	(0.220)	(0.059)	(0.845)	(0.169)
	4	(0.023)	(0.030)	(0.194)	(0.025)	(0.031)	(0.303)	(0.061)
	5	(0.097)	(0.208)	(0.070)	(0.273)	(0.218)	(0.866)	(0.173)
	6	(0.069)	(0.203)	0.059	(0.132)	(0.139)	(0.464)	(0.097)

표 4는 30초간 변화하는 중간주파수의 기울기를 전극의 위치별로 보여준다. 표에서 괄호 안의 데이터는 음수를 표현한다. 30초간 지속되는 등장성 수축 동안 근육표면에서 탈분극하는 속도는 점차 줄어들게 되고 그 결과 활성화 에너지의 전달 속도는 줄어들게 되어 30초간 일정한 힘을 유지하기 위해선 근육으로부터 더 많은 운동단위를 사용해야한다. 이처럼 일정한 힘을 유지하는 동안 떨어지는 활성화 에너지 전달 속도는 주파수영역에서 해석하면 고주파 신호의 감쇠를 의미하고 신호가 존재하는 주파수 대역의 면적을 반으로 나누는 중간주파수는 작아지게 된다. 따라서 30초간 변화 추이를 나타내는 기울기는 음수로 표현되어야 적절하게 추출된 파라미터라 할 수 있고 이는 곧 근피로도를 의미한다.

30초간 일정한 힘을 유지함에 있어 후반으로 갈수록 많은 운동단위를 사용하게 되지만 각각의 운동단위에서 취득되는 힘의 크기는 작아진다. Spike는 일정한 문턱치 요건을 만족해야 하므로 30초간 취득되는 Spike의 빈도수는 후반으로 갈수록 작아지게 된다. 그러므로 그 기울기 또한 음수로 표현되어야 하고 중간주파수의 기울기와 같이 근피로도의 지표로 사용될 수 있다.

표 5. 문턱치 0.5 [V] 일 때 Spike 빈도수의 기울기
Table 5. Slope of spike frequency at threshold 0.5 [V]
(subject : JCK)

파라미터	센서	실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	계	평균
SF slope	1	(0.291)	(0.169)	(0.119)	(0.660)	(0.052)	(1.291)	(0.258)
	2	(0.236)	(0.318)	(0.202)	(0.305)	(0.186)	(1.247)	(0.249)
	3	(0.082)	(0.644)	0.559	0.313	(0.206)	(0.060)	(0.012)
	4	(0.928)	(0.459)	(0.456)	(1.188)	(1.006)	(4.037)	(0.807)
	5	(0.631)	(0.232)	(0.902)	(1.084)	(1.310)	(4.159)	(0.832)
	6	(1.093)	(0.699)	(0.682)	(0.609)	(0.889)	(3.971)	(0.794)

(subject : CJH)

파라미터	센서	실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	계	평균
SF slope	1	(0.038)	(0.113)	(0.019)	(0.030)	0.016	(0.184)	(0.037)
	2	0.001	(0.056)	0.010	0.008	0.007	(0.030)	(0.006)
	3	(0.018)	(0.102)	(0.012)	0.007	(0.020)	(0.145)	(0.029)
	4	0.002	(0.001)	(0.011)	(0.002)	0.002	(0.010)	(0.002)
	5	0.118	(1.018)	(0.077)	0.124	(0.268)	(1.121)	(0.224)
	6	0.127	(0.812)	(0.248)	(0.067)	(0.314)	(1.314)	(0.263)

표 6. 문턱치 0.1 [V] 일 때 Spike 빈도수의 기울기
Table 6. Slope of spike frequency at threshold 0.1 [V]
(subject : JCK)

파라미터	센서	실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	계	평균
SF slope	1	(0.276)	(0.378)	0.080	(0.347)	(0.059)	(0.980)	(0.196)
	2	(0.400)	(0.670)	(0.645)	(0.455)	(0.600)	(2.770)	(0.554)
	3	(0.358)	(0.813)	(0.431)	(0.268)	(1.052)	(2.922)	(0.584)
	4	(0.633)	(0.711)	(0.646)	(0.829)	(0.912)	(3.731)	(0.746)
	5	(0.454)	(0.460)	(0.905)	(0.585)	(0.932)	(3.336)	(0.667)
	6	(0.864)	(0.499)	(0.698)	(0.542)	(0.454)	(3.057)	(0.611)

(subject : CJH)

파라미터	센서	실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	계	평균
SF slope	1	(0.679)	(0.941)	(0.836)	(0.907)	(0.391)	(3.754)	(0.751)
	2	(0.389)	(1.099)	(0.792)	(0.658)	(0.766)	(3.724)	(0.745)
	3	(0.314)	(0.627)	(0.546)	(0.642)	(0.220)	(2.349)	(0.470)
	4	(0.370)	(0.444)	(0.512)	(0.080)	(0.082)	(1.488)	(0.298)
	5	(0.315)	(0.564)	(0.429)	(0.533)	(0.166)	(2.007)	(0.401)
	6	(0.109)	(0.800)	(0.138)	(0.189)	(0.298)	(1.334)	(0.267)

표 5와 표 6은 각각 0.5 [V]와 0.1 [V]의 고정 문턱치로 추출된 Spike 빈도수의 기울기를 기록한 표이다. 표 5의 CJH 데이터에 상당수의 양수 기울기가 보이듯 부적절하게 설정된 문턱치를 통해 추출한 Spike 파라미터는 근피로도를 표현하는 지표로서 부적절함을 알 수 있다. 표 2에서 보았듯이 Spike 자체를 찾지 못하는 알고리즘으로 구현된 파라미터가 이와 같은 결과를 보이는 것을 당연한 결과라 할 수 있다.

그림 8은 JCK의 5회째 실험 5번 전극에서 취득된 데이터의 중간주파수를 순차적으로 기록한 결과이고 직선의 기울기는 그 선형회귀 기울기, 즉 근피로도이다. 그림 9는 그림 8과 같은 데이터에 적절한 문턱치를 적용하여 Spike 빈도수로 표

현한 근피로도이고 그림 10은 고정 문턱치를 0.5 [V]로 설정해서 추출한 Spike 빈도수의 근피로도이며 잘못 설정된 문턱치로 추출된 Spike 파라미터는 근피로도의 지표로 쓰일 수 없음을 보여준다.

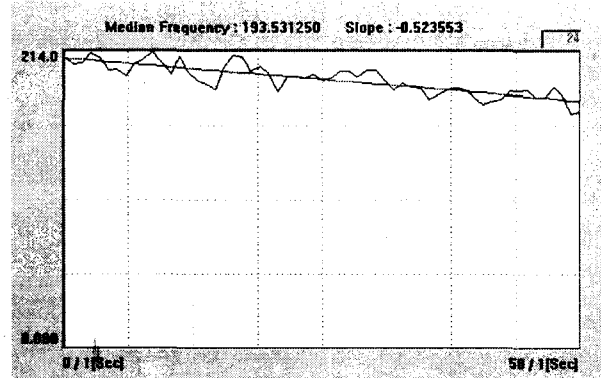


그림 8. 중간주파수로 표현된 근피로도
Fig. 8. Fatiguess represented by median frequency

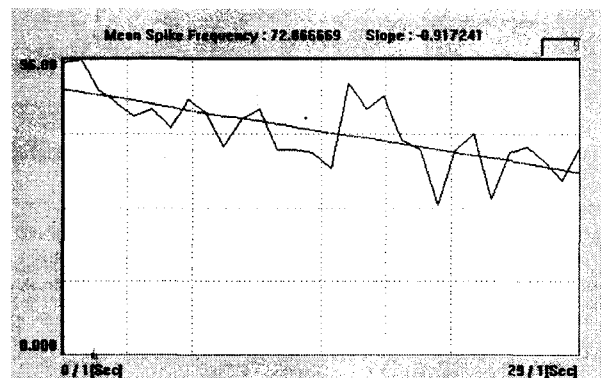


그림 9. Spike 빈도수로 표현된 근피로도
Fig. 9. Fatiguess represented by spike frequency

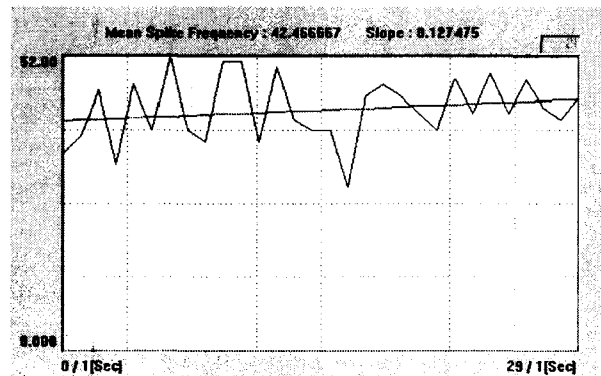


그림 10. 부적절한 Spike 빈도수로 표현된 근피로도(문턱치: 0.5 [V])
Fig. 10. Fatiguess represented by inadequate spike frequency(threshold: 0.5 [V])

4.2.2 제안된 Spike 파라미터 문턱치 자동추적 알고리즘의 성능평가

표 1의 중간 주파수와 비교하여 표 2와 표 3의 특정 수치로 고정된 문턱치를 적용한 Spike 파라미터는 근전도의 특성을 평가하는 지표로 부적절함을 보여주었다. 본 논문에서는 mCFAR 알고리즘을 적용하여 자동으로 Spike 문턱치를 추적하는 알고리즘을 제안하였고 표 7은 제안한 알고리즘을 이용하여 추출된 두 피실험자의 Spike 빈도수를 보여준다. 두 피실험자 각각의 데이터를 표 1과 비교해보면 둘 다 월등히 향상된 편차율을 보이고 있음을 알 수 있다. 이는 결국 제안한 자동 문턱치 추적 알고리즘은 기존의 Spike 파라미터가 불안정한 문턱치 요건으로 인해 중간 주파수에 비해 근피로도 판단 지표로서 사용될 수 없던 원인을 해결하였다고 볼 수 있다.

표 7. 자동 추적된 문턱치를 적용한 Spike 빈도수
Table 7. Spike frequency applied auto detecting threshold (subject : JCK)

파라미터	센서	실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	계	평균	분산	표준편차
spike 빈도수	1	66.300	62.000	65.333	60.333	63.500	317.466	63.493	5.870	2.423
	2	71.100	67.667	69.667	66.433	63.567	336.634	67.727	8.535	2.921
	3	80.667	71.633	69.267	79.167	71.900	372.634	74.527	25.543	5.054
	4	75.667	68.667	75.300	69.667	70.467	359.768	71.954	10.807	3.287
	5	76.833	74.233	72.567	75.033	72.867	374.633	74.907	5.893	2.428
	6	75.833	71.100	78.233	78.767	73.533	377.466	75.493	10.371	3.220

(subject : CJH)

파라미터	센서	실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	계	평균	분산	표준편차
spike 빈도수	1	49.667	54.967	50.333	49.767	48.400	251.134	50.227	9.412	3.068
	2	47.833	49.667	50.267	49.033	46.700	243.500	48.700	2.063	1.436
	3	44.067	47.767	46.233	44.533	43.533	226.153	45.227	3.040	1.744
	4	35.600	41.967	42.800	38.567	35.567	194.501	38.900	11.682	3.418
	5	77.267	73.633	76.000	75.800	78.133	380.833	76.167	2.915	1.707
	6	70.400	71.633	73.800	76.400	76.433	368.666	73.733	7.482	2.735

표 8은 자동 문턱치 추적 알고리즘을 이용하여 추출된 Spike 빈도수의 선형회귀 기울기를 나타낸다. 피실험자 JCK의 3번 센서에서 취득된 데이터를 제외하면 모든 데이터는 근피로도를 잘 표현해 주고 있다. JCK의 실험 1, 3, 4에서 보이는 3번 센서의 양수 기울기의 원인은 데이터 취득간 피실험자가 30초 동안 힘을 유지함에 있어서 균형을 잘 유지하지 못한 외적 요인으로 사료된다. 표 1, 2, 3과 표 7에서 보이는 바와 같이 피실험자 JCK의 3번 센서의 데이터만이 유난히 편차가 크음을 볼 수 있다. 이는 불안정한 데이터 취득으로 인해 신뢰하기 어려운 결과가 도출되었음을 증명하고 편차가 낮은 다른 센서의 데이터들이 제대로 된 음수의 기울기를 보이는 점은 이 사실을 뒷받침한다. 이와 같이 피실험자 JCK의 3번 센서 데이터를 제외하면 제안한 알고리즘이 근피로도를 잘 표현하고 있음을 보여준다.

표 8. 자동 추적된 문턱치를 적용한 Spike 빈도수의 기울기
Table 8. Slope of spike frequency applied auto detecting threshold

(subject : JCK)

파라미터	센서	실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	계	평균
SF slope	1	(0.426)	(0.444)	(0.169)	(1.171)	(0.283)	(2.493)	(0.499)
	2	(0.574)	(0.954)	(0.788)	(0.774)	(0.987)	(4.077)	(0.815)
	3	(0.115)	(0.651)	(0.427)	(0.319)	(0.226)	(1.366)	(0.274)
	4	(1.049)	(0.751)	(0.765)	(1.417)	(1.152)	(5.154)	(1.031)
	5	(0.678)	(0.229)	(0.839)	(0.748)	(0.917)	(3.311)	(0.662)
	6	(0.719)	(0.418)	(0.366)	(0.079)	(0.508)	(2.090)	(0.418)

(subject : CJH)

파라미터	센서	실험1	실험2	실험3	실험4	실험5	계	평균
SF slope	1	(0.063)	(1.127)	(0.380)	(0.560)	(0.333)	(2.463)	(0.493)
	2	(0.414)	(1.305)	(0.604)	(0.602)	(0.594)	(3.519)	(0.704)
	3	(0.176)	(1.092)	(0.302)	(0.375)	(0.189)	(2.134)	(0.427)
	4	(0.291)	(0.709)	(0.304)	0.049	(0.651)	(1.906)	(0.381)
	5	0.155	(1.148)	(0.270)	(0.142)	(0.139)	(1.544)	(0.309)
	6	(0.025)	(0.786)	(0.291)	(0.173)	(0.418)	(1.693)	(0.339)

5. 결 론

본 논문에서는 근전도 신호의 특성을 분석하기 위한 다채널 시스템의 설계와 허리 근육의 근피로도를 정량적으로 분석하기 위한 기존의 지표 및 새롭게 제안한 자동 문턱치 추적 알고리즘을 이용한 지표의 성능에 관해 연구하였다.

기존의 고정된 문턱치를 통해 추출된 Spike 파라미터의 성능을 지금까지 근피로도의 정량적인 분석방법으로 가장 선호되어 온 중간 주파수와 비교해 본 결과 시간영역에서 분석하는 Spike 파라미터는 데이터가 취득되는 해당 근육의 근전도 신호 크기에 절대적으로 영향을 받기 때문에 특정 수치로 진폭의 문턱치를 고정할 경우 일관성 있는 파라미터의 추출이 불가능함이 입증되었다. 만약 단일 근육의 근전도 평가를 한다면 반복된 실험을 통해 적절한 문턱치를 찾아내어 중간 주파수에 버금가는 신뢰도를 보이는 Spike 파라미터를 추출하는 것은 가능할 수 있다. 그러나 특정 부위 근육의 진단을 위해서는 해당 근육과 인접 근육의 상관 관계 분석이 필수적이고 이를 위해선 다채널로 데이터를 취득하고 분석해야 하므로 고정된 문턱치를 이용해 추출된 Spike 파라미터는 근전도 신호 분석의 지표로 사용될 수 없다.

이를 위하여 본 논문에서는 다채널로 취득된 근전도 신호의 진폭에 따라 적절한 문턱치를 찾아내는 자동 문턱치 추적 알고리즘을 제안하였다. 그 성능을 분석해 본 결과 제안한 알고리즘은 각 채널에서 취득되는 데이터마다 최적의 문턱치를 찾아내어 그 신뢰도 측면에서 기존의 Spike 파라미터 추출 알고리즘뿐만 아니라 중간 주파수보다 더욱 향상된 신뢰도를 보이고 있음이 입증되었다.

이상의 결과는 소프트웨어적으로 주파수 필터링 같은 전처리 과정을 거칠 수 있는 주파수영역 파라미터에 비해 시간영역 파라미터는 노이즈에 약하다는 이유로 그 동안 근전도 신호 분석에 있어서 판단의 지표로 사용하기 어려웠던 문제점을 해결하였다.

참 고 문 헌

[1] <http://www.safety.or.kr/>

[2] S. J. Bigos, M. C. Battie, "The Lumbar Spine." In J. M. Weinstein & S. W. Wiesel, (Eds), W. B. Saunders, Philadelphia, 1990.

[3] Emley, M.S., Gilmore, L.D., Roy, A.H., "Electromyography", Potentials, IEEE, vol.11, pp.25-28, April 1992.

[4] W. W. Lu, K. D. K. Luk, K. M. C. Cheung, J. C. Y. Leong, "Using EMG to evaluate muscle function in patients with Low Back Pain(LBP) syndromes" Engineering in Medicine and Biology Society, Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE , vol. 5 , pp.2666-2669, Oct.-1 Nov. 1998

[5] S. H. Roy, D. Casavant, M. Emley, L. D. Gilmore, C. J. De Luca, "EMG spectral analysis of muscle fatigue associated with chronic Low Back Pain", Engineering in Medicine and Biology Society, 1988. Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE , vol.4 , pp.1732 - 1733 Nov. 1988

[6] 김태훈, 양덕진, 강병길, 조일준, 이진, 김성환, "저작근의 근전도 휴지기와 근육피로와의 관계", 대한전기학회, 제 50D권 5호, pp. 247-254, 2001, 5월

[7] David A. Gabriel, "Reliability of SEMG spike parameters during concentric contractions", Electromyogr. clin. Neurophysiol., 2000. 40, 423-430.

[8] Yamada Y., et. al., "A Measuring System for EMG Silent Period using a Microcomputer", IEEE Trans. on Biomed. Eng., vol. 29, No. 11, pp. 713-719, 1982.

[9] Takada K., et. al., "Automatic Detection and Measurement of EMG Silent Periods in Masticatory Muscles", Electromyogr. Clin. Neurophysiol., vol. 32, pp. 499-505, 1992.

[10] Bessette R., Bishop B., and Mohl N., "Duration of Masseteric Silent Period in Patients with TMJ syndrome", J. Applied Physiol., vol. 30, No.6, pp. 864-869, 1971.

[11] Lars I. E. Oddsson and Carlo J. De Luca, "Activation imbalances in lumbar spine muscles in the presence of chronic low back pain", J. Applied Physiol. vol. 94, pp. 1410-1420, 2003.

[12] David A. Gabriel, Jeffrey R. Basford, Kai-Nan An, "Assessing fatigue with electromyographic spike parameter", Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE, vol.20, pp.90-96, 2001.

[13] F. X. Hofele, "An innovative CFAR algorithm", Radar, CIE International Conference on, Proceedings, pp. 329-333, 2001.

[14] Lei Zhao; Weixian Liu; Xin Wu; Fu, J.S., "A novel approach for CFAR processors design", Radar Conference, Proceedings of the 2001 IEEE , 1-3 May

2001 pp. 284 - 288, 2001.

[15] Shan Tao, Tao Ran, Wang Yue, Zhou Siyong, "Performance of order statistic clutter map CFAR", Signal Processing, vol.2, pp.1572, 2002.

저 자 소 개



이 성 주(李 晟 柱)

2002년 2월 서울시립대 전자전기공학부 졸업. 2004년 2월 서울시립대 전자전기컴퓨터공학부 석사 졸업. 2004년 3월 ~현재 하이닉스 반도체 재직중.
e-mail : dsp3@sidae.uos.ac.kr



홍 기 룡(洪 基 龍)

1987년 2월 서울시립대 전자공학과 석사 졸업. 현재 대한전자 대표이사.
e-mail : dhe-kr@hanmail.net



이 태 우(李 泰 雨)

1992년 2월 성균관 대학교 전자공학과 졸업. 2002년 8월 서울시립대 전자전기컴퓨터공학부 석사졸업 2002년 8월~현재 : 서울시립대학교 전자전기컴퓨터 공학부 박사과정
e-mail : future21@dreamwiz.com



이 상 훈(李 相 勳)

1987년 2월 광운대학교 전자공학과(학사). 1990년 8월 서울시립대학교 전자공학과(공학석사). 1997년 2월 동 대학원 전자공학과(공학박사)



김 성 환(金 成 煥)

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