

2019년 하계 UST 연구인턴십 최종보고서

# **Event-based Muscle Onset Detection**

## **분석기법의 비교 및 평가**

**캠퍼스 : KAIST**

**지도교수 : 박주민**

**인턴 : 김 건**

**제출일: 2019년 8월 25일**

# 목 차

<b>요약(Abstract)</b> .....	<b>2</b>
<b>I . 서론</b> .....	<b>3</b>
<b>II . 본론</b> .....	<b>4</b>
1. Data.....	4
2. Method.....	4
2.1. Linear envelope method.....	4
2.2. TKEO method.....	5
2.3. Sample Entropy method.....	6
2.4. IP method.....	7
2.5. Performance evaluation.....	8
3. Result.....	9
<b>III . 결론</b> .....	<b>11</b>
<b>참고문헌</b> .....	<b>11</b>

## 요약(Abstract)

쥐의 MEP onset latency는 ultrasound stimulation 연구에 있어서 중요한 데이터이다. 따라서 본 연구는 ultrasound stimulation에 의해 일어난 쥐의 MEP onset를 탐지하는 알고리즘을 네 가지 방식(Linear envelope, Teager-Kaiser Energy Operator, Sample Entropy, 그리고, Integrated Profile)을 통해 구현하였다. 이 후 구현한 네 가지 분석기법을 통해 구한 MEP onset latency 그리고 실행시간을 비교함으로써 쥐의 ultrasound stimulation 연구에 가장 적합한 분석기법을 선정하였고, IP method가 가장 높은 정확도를 가지면서 가장 적은 실행시간 내에 onset를 탐지할 수 있다는 것을 확인할 수 있었다.

## I. 서론

EMG(Electromyography)는 골격근에서 발생하는 전기적인 신호를 측정하고 기록하는 기술로, 근육의 전기적인 활성 정도를 측정할 때 이용한다. Ultrasound Stimulation 연구에서도 EMG가 이용되는데, 쥐의 motor cortex를 ultrasound로 자극하여 발생하는 쥐의 앞다리 근육의 활성 정도를 EMG를 통해 측정한다.

하지만 일각에서는 Ultrasound Stimulation 연구에서 쥐가 Ultrasound에 의해 motor cortex가 자극되어 근육 활동이 발생하는 것이 아니라, 쥐가 ultrasound의 청각적인 신호를 들으면서 쥐가 놀라는 과정에서 근육 활동이 발생하는 것이라 주장하기도 한다.(Guo, Hongsun et al, 2018; Sato, Tomokazu et al., 2018) 이러한 주장을 지지하는 근거는 Ultrasound stimulation은 다른 motor cortex stimulation 방법들(Electrical stimulation, and Magnetic stimulation)에 비해 stimulation에 의한 muscle activity onset latency가 느리다는 점이었다.

그러나 위의 주장은 쥐가 인식할 수 없는 파형의 ultrasound에도 muscle activity가 발생한다는 선행연구 그리고 선천적으로 청각장애인 쥐에서도 동일한 반응이 나온다는 선행연구 (Mohammadjavadi, Morteza et al., 2019)를 통해 옳지 않음을 보였지만 여전히 논란으로 남아있다. 따라서 Ultrasound stimulation 연구에서 muscle onset latency를 측정하는 것이 중요한 사항이다. 본 연구는 쥐의 muscle onset를 검출하는 네 가지 방법을 구현해보고 이들 중 ultrasound 연구에 활용될 수 있는 방법을 선정하였다.

본 연구에서 muscle onset를 탐지하는 네 가지 방법은 각각 Linear envelope, TKEO(Teager-Kaiser Energy Operator) analysis, Sample Entropy analysis, 그리고 IP(Integrated Profile) analysis이다. 위의 방법들은 모두 voluntary muscle onset를 탐지하는 방법들이다. Muscle onset은 noise가 없는 깨끗한 데이터의 경우에는 단순히 EMG의 증가 폭을 통해 간단하게 탐지할 수 있지만, 본 연구에서 관심을 가지는 쥐의 EMG 데이터에는 MEP와 amplitude가 비슷할 정도인 cardiac signal이 대략 100ms마다 주기적으로 존재하며, 이러한 noise 때문에 쥐의 EMG를 통해 MEP의 onset를 탐지하는 것은 쉽지 않다. 따라서 위의 네 가지 방법들은 각각의 방식을 통해 noise 사이에서 실제 MEP의 onset를 찾아내는 방안을 제시하고 있다. Linear envelope와 TKEO는 baseline와의 amplitude 비교를 통해, 그리고 Sample Entropy는 데이터의 complexity를 측정하며, 그리고 IP는 누적되는 넓이의 변화폭을 통해 cardiac signal과 같은 거짓된 MEP signal 속에서 실제 MEP를 탐지해낸다.

하지만 본연구에서는 단순한 voluntary muscle activity의 onset을 탐지하는 것이 아닌 Ultrasound stimulation에 의해 발생한 쥐의 첫 번째 muscle activity의 onset을 탐지하는 것에 초점을 맞추고 있다. 따라서 위의 방법들을 그대로 적용하는 것이 아닌 Event-based MEP onset detection에 맞게 알고리즘을 변경하였으며, 변화한 알고리즘에 따라 각각의 MEP onset 탐지 프로그램을 구현하였고 이를 통해 실제 쥐의 EMG signal 안에서의 MEP onset을 측정했다. 그리고 이를 통해 얻은 onset 데이터를 latency, 그리고 실행속도 비교를 통해 각각의 방법들을 평가한 후, Ultrasound 연구에 가장 적합한 방법을 선정하였다.

## II . 본문

### 1. Data

본연구에서는 Event-based MEP onset detection 알고리즘을 평가하기 위한 데이터로 실제 쥐의 Ultrasound motor cortex stimulation 데이터를 사용하였다. 많은 MEP onset detection 분석기법에 관한 선행연구에서는 대체로 onset을 찾는 데이터로 반합성 데이터를 이용하는데 이를 통해 데이터 속의 noise의 정도를 정량화 가능하다. 하지만 본 연구에서는 실제 실험 데이터를 그대로 사용함으로써 분석기법에 대한 완전한 평가하는 것보다 실제 실험과정에서 가장 적용하기 알맞은 분석기법을 찾는 것에 초점을 맞추었다.

데이터를 측정하고 가공하는 방법은 다음과 같다. Ultrasound stimulation이 되는 방향의 쥐의 앞발 근육 부위에 금속 선 전극을 심고 이를 LabChart 소프트웨어를 통해 쥐의 EMG 데이터를 기록하였다. 이렇게 얻은 EMG data를 MATLAB의 EEGLAB toolbox를 통해 각각의 stimulation trial에 따라 데이터를 잘라 내어 .set (EEGLAB file format) 확장자로 저장하였다. Sample rate는 2000Hz이며, 하나의 쥐 샘플 마다 stimulation trial은 200으로 6마리의 쥐를 사용했기 때문에 총 stimulation trial은 1200이다.

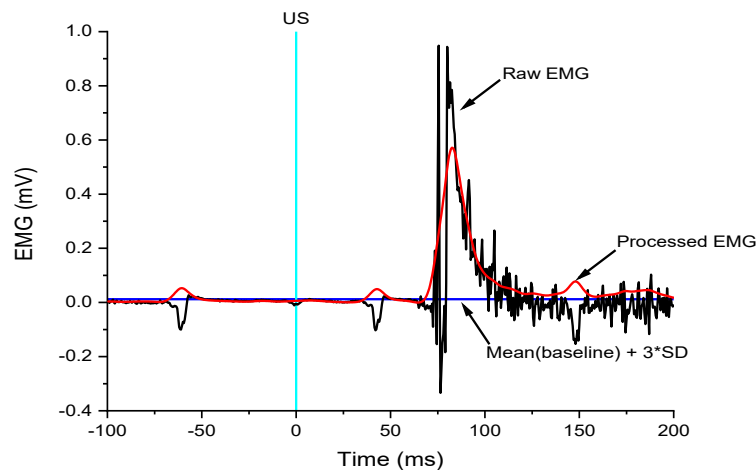
### 2. Method

#### 2.1. Linear envelope method

Linear envelope는 Ouriel Barzilay, Alon Wolf의 논문을 참조하여 구현하였다. (Ouriel Barzilay and Alon Wolf, 2011) Linear envelope은 noise들을 피해 MEP onset을 찾기 위해 기존의 raw EMG data를 preprocess한 이후 필터링을 거친 EMG data에서 Ultrasound stimulation하기전 50ms를 baseline으로 설정하여 baseline의 평균값 대비 3\*표준편차에 해당하는 값을 찾아 그 지점을 MEP onset으로서 탐지한다. 여기서 적용되는 Preprocess는 다음과 같다.

- 1) EMG 데이터에 10 - 500Hz의 Band-pass filter를 적용한다.
- 2) EMG 데이터를 절대값으로 만들어 Rectification한다.
- 3) EMG 데이터에 1 - 20Hz의 Low-pass filter를 적용하여 smoothing 해준다.

위의 과정을 거치면 Figure 1과 같은 결과가 나오게 된다. Figure 1의 그래프에서 Ultrasound stimulation이 이루어진 이후에 붉은색 선의 Preprocess를 거친 EMG 데이터와 파란색 선의 baseline의 평균 + 3\*표준편차에 해당하는 값이 만나는 지점을 onset으로 지정할 수 있다.



**Figure. 1. Linear envelope method를 통한 MEP onset detection**

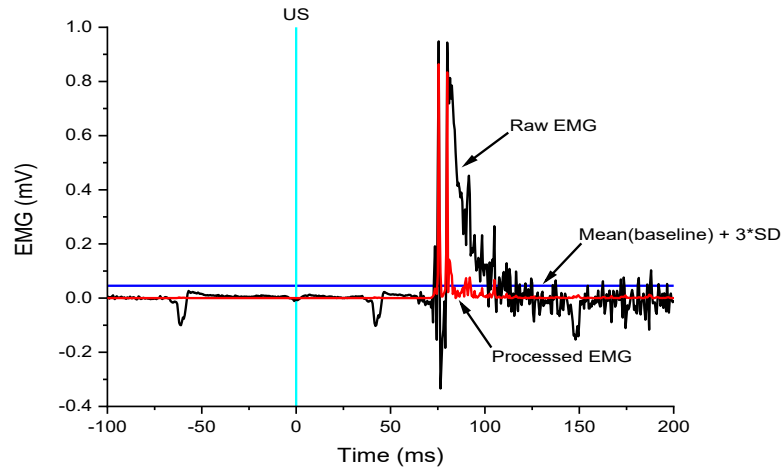
검은색 선은 쥐에게서 측정한 raw EMG data이며 이를 band-pass filter, rectification, 그리고 low pass-filter를 적용한 것이 붉은색 선의 processed EMG data이다. 또한 Ultrasound stimulation을 받는 시점을 cyan색 선으로 표시하고 이 선을 기점으로 이전은 음수, 이후는 양수로 표현하였다. 그리고 baseline의 평균 + 3\*표준편차의 값을 파란색 reference line으로 표시하였다.

## 2.2. Teager-Kaiser Energy Operator method (TKEO)

TKEO method는 Xiaoyan Li의 논문을 참조하여 구현하였다. (Xiaoyan Li and Alexander S. Aruin, 2005) TKEO method 또한 Linear envelope와 마찬가지로 MEP onset을 탐지하기 전에 preprocess를 거친 후 새롭게 만들어진 EMG 데이터에서 baseline의 평균 대비 3 \* 표준편차를 가지는 값을 찾아내어 MEP onset으로 지정하였다. TKEO method에서 거치는 preprocess는 다음과 같다.

- 1) EMG 데이터를 절대값으로 만들어 rectification을 한다.
- 2) EMG 데이터를  $\Psi_d[(x(n))] = x^2(n) - x(n+1)x(n-1)$ 와 같은 TKEO 수식에 대입한다.

위와 같은 변환과정을 거치면 다음과 같은 그래프를 얻을 수 있다. (Figure. 2) 우리는 이 그래프를 통해 변환된 데이터는 raw EMG data에 비해 MEP 영역은 더 뾰족해지고 그 외의 영역은 더욱 평평해진다는 것을 확인할 수 있으며, 이를 통해 noise와 MEP를 더욱 쉽게 구분할 수 있게 된다.



**Figure. 2. TKEO method를 통한 MEP onset detection**

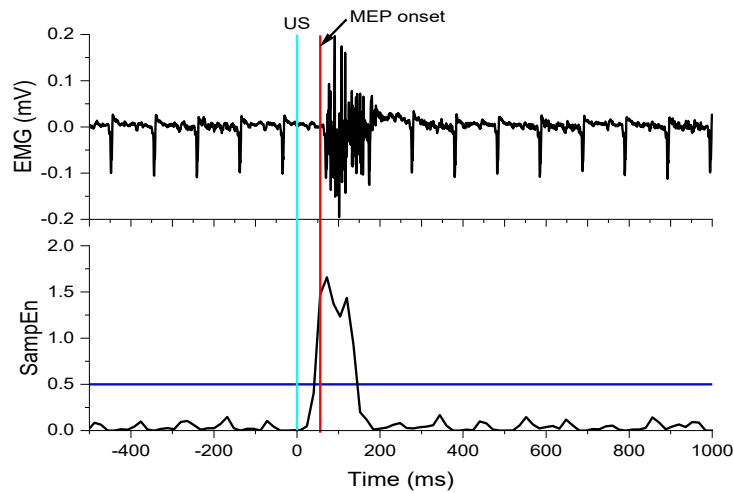
검은색 선은 위에에서 측정한 raw EMG data이며 이를 rectification 그리고 TKEO 함수를 적용한 것이 붉은색 선의 processed EMG data이다. 또한 Ultrasound stimulation을 받는 시점을 cyan색 선으로 표시하고 이 선을 기점으로 이전은 음수, 이후는 양수로 표현하였다. 그리고 baseline의 평균 + 3\*표준편차의 값을 파란색 reference line으로 표시하였다.

### 2.3. Sample Entropy method

Sample Entropy method는 Xu Zhang의 Sample entropy를 통해 Voluntary muscle activity의 onset을 surface EMG에서 탐지하는 논문을 참조하였다. (Xu Zhang and Ping Zhou, 2012) Sample entropy method에서는 sample entropy라고 하는 데이터 속의 복잡도를 측정하여 특정한 threshold를 넘는 MEP onset을 탐지한다. 이때 Sample entropy를 계산하는 방식은 Hamed Azami 그리고 Javier Escudero Rodriguez의 알고리즘을 사용하였다. (H. Azami and J. Escudero, 2016; J. S. Richman and J. R. Moorman, 2000) Sample entropy method에서 onset을 탐지하는 방법은 다음과 같다.

- 1) raw EMG data를 32ms의 길이를 가지며 16ms만큼 겹치는 overlapped analysis window들로 나눈다.
- 2) 각각의 window들의 Sample entropy 값을 계산한다.
- 3) 적절한 threshold를 정하여, threshold 값을 넘는 window를 찾아내어 그 지점을 onset으로 지정한다. (주로 0.5 - 0.65를 사용하며, 본 연구에서는 0.5를 threshold로 결정하였다.)

위의 방식을 통해 얻어지는 MEP onset은 다음과 같다. (Figure. 3) Figure 3에서 상단에 위치한 그래프는 raw EMG data이며, 하단에 위치한 그래프는 window들의 Sample Entropy 값을 나타낸 그래프이다. Ultrasound stimulation이 작용한 시점에서부터 threshold인 0.5를 넘는 첫 번째 지점을 onset으로 판단하며 이 위치는 붉은 색 선으로 표시되었다. Sample entropy method는 다른 방법에 비해 amplitude가 onset 탐지에 관여하는 정도가 더 낮아 cardiac signal과 같은 noise가 MEP의 Amplitude와 유사하더라도 효과적으로 onset을 찾아낼 수 있다는 장점이 있다.



**Figure. 3. Sample Entropy method를 통한 MEP onset detection**

상단의 그래프에서 검은색 선은 위에서 측정된 raw EMG data이며 하단의 그래프에서 표시한 것은 EMG data를 overlapped analysis window로 나누어 각 window들의 sample entropy 값을 나타낸 것이다. 또한 Ultrasound stimulation을 받는 시점을 cyan색 선으로 표시하고 이 선을 기점으로 이전은 음수, 이후는 양수로 표현하였다. 그리고 threshold 값을 파란색 reference line으로 표시하였으며 이 threshold를 넘는 첫 번째 window의 위치를 붉은 색 reference line으로 나타내었다.

#### 2.4. Integrated Profile method (IP)

IP 방식은 EMG signal의 integrated profile을 계산하여 이를 통해 MEP onset을 구하는 방식으로 Jie Liu와 Qiuping Liu의 알고리즘을 참조하여 MATLAB 코드로 구현하였다. (Jie Liu and Qiuping Liu, 2015) IP 방법은 onset이 존재할 위치 주변을 길이 M의 window로 지정한 이후, 해당 window 상의 integrated profile을 계산한다. 이때, raw EMG data를  $x(i)$ 라고 할 때,  $IP(t)$ 는 다음과 같다.

$$IP(t) = \sum_i^t |x(i)| \quad (1)$$

그리고 reference line  $L(t)$ 는 다음과 같다.

$$L(t) = IP(M) \times \frac{t}{M} \quad (2)$$

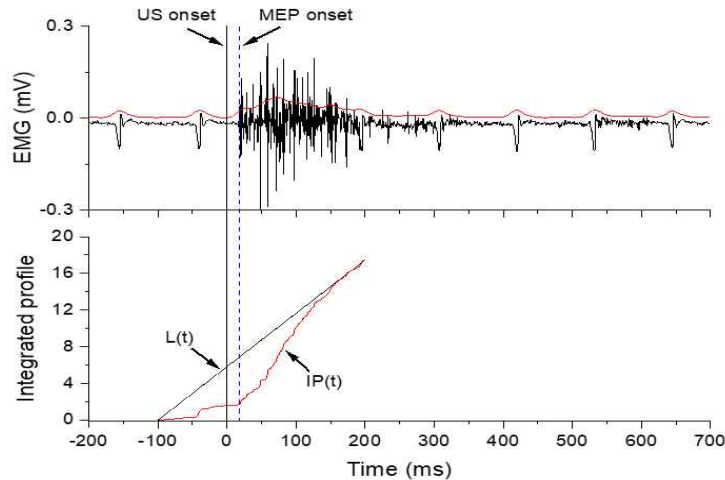
(1)와 (2)를 통해 구한  $IP(t)$ 와  $L(t)$ 를 통해 이 둘의 차를 가지는 함수인  $D(t)$ 를 구할 수 있다.



$$D(t) = IP(t) - L(t) \quad (3)$$

이때, 해당 window상에서  $D(t)$ 의 값이 최소가 되는 지점을 MEP onset으로 정하게 된다.

IP method를 통해 구한 MEP onset은 다음과 같다. (Figure 4) Figure 4의 상단의 그래프는 raw EMG data를 표현한 그래프고 하단의 그래프가 IP를 계산한 것이다. Ultrasound stimulation 이후 붉은색 선의  $IP(t)$ 와  $L(t)$ 의 차이 값이 가장 큰 지점을 파란색 점선으로 표시하였으며 이는 곧 MEP onset을 의미한다. IP method 또한 sample entropy method와 같이 amplitude에 의존적으로만 onset을 탐지하는 것이 아니기 때문에 noise가 많은 상황에서 효과적으로 사용할 수 있는 것으로 알려져 있다.



**Figure. 4. IP method를 통한 MEP onset detection**

상단의 그래프에서 검은색 선은 위에서 측정된 raw EMG data이며 하단의 그래프에서 표시한 것은 각각 window의  $IP(t)$ 와  $L(t)$ 이다. 이때 본연구에서 사용한 window 크기는 300ms로 ultrasound stimulation 전 100ms에서부터 이후 200ms로 구성되어있다. 또한 ltrasound stimulation을 받는 시점을 cyan색 선으로 표시하고 이 선을 기점으로 이전은 음수, 이후는 양수로 표현하였다. 그리고 ultrasound stimulation 이후 IP method를 통해 구한 MEP onset의 위치를 파란색 reference line으로 나타내었다.

## 2.5. Performance evaluation

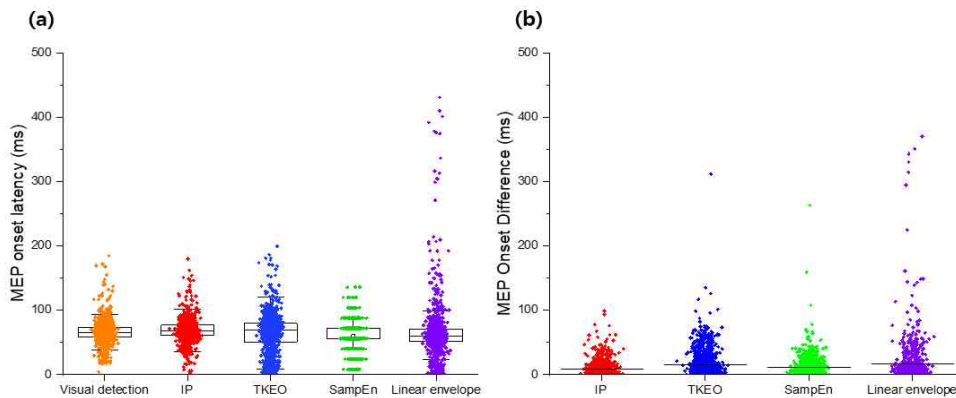
본 연구에서는 MEP onset을 탐지하는 각 알고리즘들을 평가하기 위해 EMG상에서 사람이 MEP onset을 탐지한 결과인 Visual detection 데이터를 제작하였고, 이 데이터를 가장 신뢰할만한 onset으로 가정하여, 이 visual detection과 다른 방법 (linear envelope, TKEO, Sample entropy, 그리고 IP) 과의 비교를 통해 알고리즘의 정확도를 평가하였다. visual detection 데이터는 LabChart 소프트웨어를 통해 ultrasound stimulation 이후의 0 - 200ms 안의 cardiac signal이 아니면서 갑작스

렵게 EMG가 높아지는 지점을 선택하였다. 정밀한 onset 데이터를 얻기 위해 스케일을 1:1 그리고 1:10으로 바꿔가며 이중 확인을 하면서 데이터를 선택하였다. 또한 0 - 200ms 사이에 onset이 없다고 판단을 하게 되면 해당 trial의 onset을 Not a Number(NaN)로 저장하였다.

### 3. Result

본 연구에서는 Ultrasound stimulation에 의해 일어나는 쥐의 MEP onset을 EMG 데이터 속에서 찾아내는 4가지 알고리즘을 구현하고, 이들의 성능을 평가하였다.

우선적으로 평가한 것은 각 방법들 간의 쥐의 MEP onset latency이다. 우리는 여섯 마리의 쥐들에게 각각 200번의 ultrasound stimulation 했을 때의 muscle onset을 visual detection 데이터와 비교하였다. (Figure 5)



**Figure. 5. 알고리즘에 따른 쥐의 MEP onset latency**

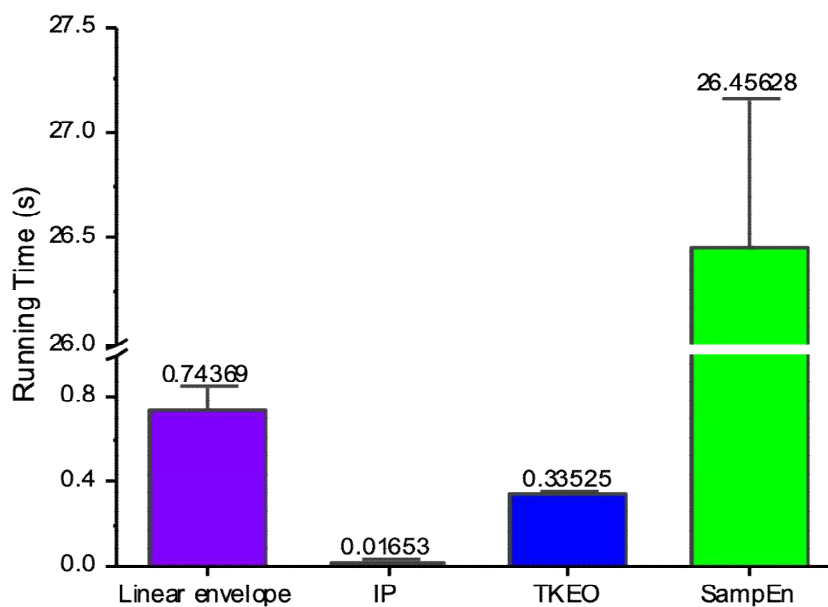
총 6마리의 쥐들이 각각 200번의 ultrasound stimulation을 받았을 때의 MEP onset latency를 linear envelope, TKEO, Sample entropy, IP를 통해 구한 결과를 분산그래프로 나타낸 것이다. Figure 5a는 MEP onset latency의 평균값을 구한 것이며 Figure 5b는 각 알고리즘을 통한 결과와 visual detection값과의 difference의 절대 값의 평균이다.

Figure 5a는 각각의 방법을 통해 구한 MEP onset latency를 나타낸 그래프이다. 첫 번째 막대는 visual scoring onset으로 측정된 muscle onset의 정확도를 비교하는 지표로 사용되었다. 다른 막대는 각각의 방법을 통해 구한 muscle onset latency로 visual detection과의 유사성을 확인하였다. 그 결과 visual detection의 평균값과 가까운 정도는 linear envelope > IP > TKEO > Sample entropy 순으로 높았지만 linear envelope와 TKEO의 표준편차가 다른 방법들에 비해 상대적으로 많이 크기 때문에 얻어지는 onset latency의 신뢰성이 많이 떨어지는 것을 볼 수 있다. 또한 Sample entropy는 onset을 시간에 따른 window를 나누어 복잡도를 계산하기 때문에, 나온 onset result가 비연속적인 결과를 보인다. 따라서 평균값 그리고 표준편차

를 모두 고려 했을때, 평균이 linear envelope와 거의 비슷하면서 표준편차가 상대적으로 많이 작은 IP가 visual detection과 가장 유사한 결과가 나온다는 것을 확인할 수 있다.

Figure 5b는 위에서 구한 onset과 visual detection과의 difference를 나타낸 그래프이다. Difference의 평균은  $IP < \text{Sample entropy} < \text{TKEO} < \text{Linear envelope}$  순으로 작았으며 figure 5a와 마찬가지로 linear envelope와 TKEO의 표준편차가 다른 방법들에 비해 상당히 높으며 이는 그래프의 점들 간의 간격이 퍼진 정도를 통해 볼 수 있다. 따라서 difference의 값이 가장 작은 IP가 visual detection과 가장 유사하며, 가장 정확하게 실제 MEP onset을 탐지해낼 수 있다는 확인할 수 있다.

또한 우리는 각 알고리즘들이 실행시간을 비교해보았다. (Figure 6) 6마리의 쥐 샘플 데이터를 각각 5번씩 실행시간 결과를 평균한 결과이다. 그래프에서 표현되는 실행시간은 샘플하나를 실행하는 시간으로 총 200 trials의 MEP onset을 계산하는데 까지 걸린 시간이다. Linear envelope, IP, TKEO는 모두 1초 이내로 실행이 완료되었지만, Sample entropy만 26초대의 결과를 보여주었다. 또한 IP는 0.017초 만에 200 trials을 계산하여 두 번째로 빠른 TKEO보다도 약 20배가 더 빠르다는 결과를 얻을 수 있었다.



**Figure. 6.** 각 알고리즘 실행시간의 비교

총 6마리의 쥐들이 각각 200번의 ultrasound stimulation을 받았을 때의 MEP onset을 탐지할 때 걸리는 실행 시간을 5번 반복하여 얻은 평균이다. y축에 1.0부터 26.0까지의 breakpoint를 만들었다.

### III. 결론

본 연구에서는 ultrasound stimulation이 이루어진 쥐의 MEP onset을 EMG 데이터에서 구하기 위해 voluntary muscle activity의 MEP onset을 탐지하는 알고리즘인 linear envelope method, TKEO method, IP method, Sample entropy method를 변형하여 네 가지 종류의 Event-based MEP onset detection 알고리즘을 구현하였다. 그리고 이 네 종류의 알고리즘을 visual detection 결과와의 비교 및 평가를 통해 ultrasound 연구에 가장 적합한 알고리즘을 선정하였다.

그 결과, MEP onset latency를 통해 IP method가 visual detection 결과와 가장 유사한 결과를 도출해낸다는 사실을 확인할 수 있었다. Linear envelope method의 경우에는 onset latency의 평균값은 visual detection의 평균값과 가장 인접했지만, 표준편차의 크기가 다른 방법들에 비해 아주 크다는 점 그리고 difference값이 가장 크다는 점을 통해 각각의 trial의 onset이 visual detection을 통해 구한 onset과 많이 차이가 난다는 것을 확인할 수 있었다. 또한 sample entropy method의 경우 difference의 값은 IP 다음으로 가장 작은 값을 가졌지만, 32ms의 window를 사용하여 onset을 계산해내기 때문에 정확한 onset의 위치를 판단할 수 있는 알고리즘이라 판단하기 어렵다고 생각한다.

또한 각 알고리즘의 실행시간을 비교해보니 IP method가 다른 알고리즘에 비해 압도적으로 빠른 실행시간을 보여주었으며 Sample entropy method는 반대로 알고리즘에 비해 압도적으로 느린 실행시간이 걸린 것을 확인할 수 있었다.

위의 결과를 종합하여 IP method가 다른 알고리즘들에 비해 더욱 높은 정확도와 더 빠른 속도로 MEP onset을 탐지해낼 수 있기 때문에 IP method가 event-based MEP onset을 탐지하는 데에 있어서 가장 효과적인 방법이라고 결론을 내릴 수 있다.

### IV. 참고문헌

- [1] Guo, Hongsun et al., “Ultrasound Produces Extensive Brain Activation via a Cochlear Pathway”, Neuron, Volume 98, Issue 5, 1020 - 1030.e4
- [2] Sato, Tomokazu et al., “Ultrasonic Neuromodulation Causes Widespread Cortical Activation via an Indirect Auditory Mechanism”, Neuron, Volume 98, Issue 5, 1031 - 1041.e5
- [3] Mohammadjavadi, Morteza et al., “Elimination of peripheral auditory pathway activation does not affect motor responses from ultrasound neuromodulation”, Brain Stimulation: Basic, Translational, and Clinical Research in Neuromodulation, Volume 12, Issue 4, 901 - 910
- [4] Ouriel Barzilay, Alon Wolf, “A fast implementation for EMG signal linear envelope computation”, Journal of Electromyography and Kinesiology, Volume 21,

Issue 4, 2011, Pages 678-682, ISSN 1050-6411,

- [6] A. Ramírez-García, I. Bazán, "Recognition of myoelectric activity based on Teager-Kaiser energy operator", Electrical Engineering Computing Science and Automatic Control (CCE) 2015 12th International Conference on, pp. 1-4, 2015
- [7] Zhang, Xu, and Ping Zhou. "Sample entropy analysis of surface EMG for improved muscle activity onset detection against spurious background spikes." Journal of electromyography and kinesiology : official journal of the International Society of Electrophysiological Kinesiology vol. 22,6 (2012): 901-7. doi:10.1016/j.jelekin.2012.06.005
- [8] H. Azami and J. Escudero, "Refined Multiscale Fuzzy Entropy based on Standard Deviation for Biomedical Signal Analysis", Medical & Biological Engineering & Computing, 2016.
- [9] J. S. Richman and J. R. Moorman, "Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy", American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology, vol. 278, no. 6, pp.H2039-H2049, 2000.
- [10] Jie Liu, Qiuping Liu, "Use of the integrated profile for voluntary muscle activity detection using EMG signals with spurious background spikes: A study with incomplete spinal cord injury", Biomedical Signal Processing and Control, Volume 24, 2016, Pages 19-24, ISSN 1746-8094, <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2015.09.004>.

<요약 페이지>  
(최종보고서와 함께 제출)

성 명	김건	캠퍼스	기초과학연구원
이메일	skygun88@kaist.ac.kr	전 공	기초과학
소속대학	KAIST	지도교수	박주민

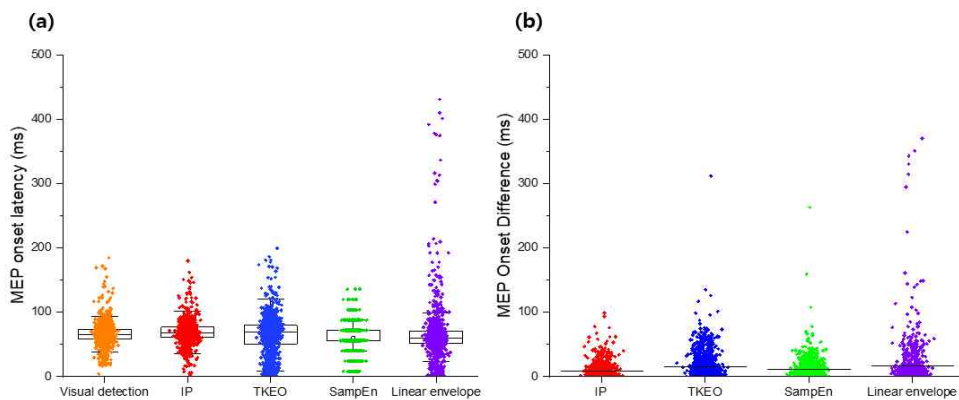
<결과보고 소논문 제목>

Event-based Muscle Onset Detection 분석기법의 비교 및 평가

<연구내용 요약>

위의 event-based MEP onset을 탐지하는 네 가지 알고리즘을 구현, 비교를 통해 가장 ultrasound연구에 적합한 알고리즘을 선정하였다.

<대표 이미지>



이미지 설명: IP가 visual detection과 가장 유사한 MEP onset을 탐지해냈다.

Q. UST 연구인턴십에 참여하게 된 계기가 궁금합니다.

⇒ 신경과학이라는 연구분야에 관심이 많아 연구현장을 경험해보고 싶어 참여하게 되었습니다.

Q. UST 연구인턴십 참여가 본인에게 어떤 도움이 되었나요?

⇒ 직접 연구현장에 참여하게 되어 실험에 대한 경험을 얻을 수 있었다.

Q. 인턴십 진행 중 기억에 남는 일이 있다면?

⇒ 직접 설계한 알고리즘이 잘 실행되는 것이 기억에 남습니다.

Q. UST 연구인턴십에 대한 총평 한마디

⇒ 좋은 경험이었습니다.

<초록> (최종보고서의 초록을 복사하여 삽입)

쥐의 MEP onset latency는 ultrasound stimulation 연구에 있어서 중요한 데이터이다. 따라서 본 연구는 ultrasound stimulation에 의해 일어난 쥐의 MEP onset을 탐지하는 알고리즘을 네 가지 방식(Linear envelope, Teager-Kaiser Energy Operator, Sample Entropy, 그리고, Integrated Profile)을 통해 구현하였다. 이 후 구현한 네 가지 분석기법을 통해 구한 MEP onset latency 그리고 실행시간을 비교함으로써 쥐의 ultrasound stimulation 연구에 가장 적합한 분석기법을 선정하였고, IP method가 가장 높은 정확도를 가지면서 가장 적은 실행시간 내에 onset을 탐지할 수 있다는 것을 확인할 수 있었다.