

Adopting a Tensor-Type Muscle Synergy to a Upper Arm Gym-Workout Analysis

김장현* · 유지현* · 심대한* · 윤한얼**†

Janghyeon Kim, Ji-Hyeon Yoo, Dae Han Sim and Han Ul Yoon†

*연세대학교 소프트웨어학부 학사과정, **연세대학교 소프트웨어학부 교수

*B.S. Course, Division of Software, Yonsei University

**Professor, Division of Software, Yonsei University

요 약

사람은 개개의 근육을 제어하는 것이 아닌 머슬시너지라 명명된 모듈화 된 근육들의 조합을 사용하여 특정 동작들을 수행한다. 머슬시너지의 추출은 통상적으로 근전도 신호에 비부정 행렬 인수분해(NMF: non-negative matrix factorization)라는 최적화 기법을 적용하여 이루어진다. 이때 추출되는 머슬시너지는 무수히 많은 선형조합 중 하나이므로, 때때로 실제 사용되는 근육 모듈로 간주하기에는 다소 문제점이 있는 것들도 추출될 수 있다. 따라서 본 논문에서는 근육간 상관관계를 최적화 문제의 구속조건으로 부가하여 추출할 수 있는 텐서형 머슬시너지를 제안하고, 이를 통한 상완 운동(덤벨-컬) 분석에 대해 논한다. 먼저 벡터형/텐서형 머슬시너지의 수학적 정의와 근전도로부터 추출을 위한 방법론에 대해 각각 소개한다. 다음으로, 상완 운동 근전도 데이터로부터 추출된 벡터형/텐서형 머슬시너지를 각각 보이고, 두 종류의 머슬시너지를 사용하여 상완 운동을 근육 간 상관관계 관점에서 분석한다. 결과를 통해 벡터형 머슬시너지에 비해 텐서형 머슬시너지가 더 명확히 모듈화 된 근육의 신호를 보이고, 이를 통해 특정 운동을 더욱 직관적으로 분석할 수 있음을 확인할 수 있다.

키워드 : 머슬시너지, 벡터형 머슬시너지, 텐서형 머슬시너지, 비부정 행렬 인수분해, 상완 운동 분석

Abstract

Human beings do not control individual muscles but do use modularized muscle combinations, what is termed a “muscle synergy,” while performing a specific motion. The muscle synergy is used to be extracted by employing the non-negative matrix factorization(NMF) which is an optimization-based technique. The extracted muscle synergy often shows problematic aspect to be regraded as actual muscle module because there might exist the infinite number of linear combination to factorize the given matrix. To solve this issue, in this paper, we propose a tensor-type muscle synergy, which can be extracted with imposing a relationship among muscles as constraints while processing the NMF; in addition, we present analyses for a upper arm gym-workout (dumbbell-curl) by employing the tensor-type muscle synergy. First, we introduce the mathematical definitions of vector-/tensor-type muscle synergy, respectively. Next, we present the extracted vector-/tensor-type muscle synergy; afterwards, in perspective of relationship among muscles, the upper arm workout is analyzed by adopting the two different types of muscle synergy. The result shows that the tensor-type muscle synergy outperforms the vector-type muscle synergy to represent the modularized muscle combination more explicitly and give more insight about the analyzed specific motion.

Key Words : Muscle Synergies, Vector-type Muscle Synergy, Tensor-type Muscle Synergy, Non-negative Matrix Factorization, Upper Arm Gym-Workout Analysis

Received: Jan. 01, 2015

Revised : Jan. 01, 2015

Accepted: Jan. 01, 2015

†Corresponding

author(huyoon@yonsei.ac.kr)

감사의 글 : 이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No.2021R1F1A1063339)

1. 서 론

사람은 특정 동작을 수행할 때 개개의 근육들을 일일이 제어하는 것이 아니라, 중추

신경계(central nervous system)에 의해 머슬시너지(muscle synergy)라 명명된 모듈화된 근육 그룹들을 제어한다는 것이 Bernstein에 의해 밝혀졌다[1]. 다시 말해, 중추신경계는 특정 동작에 따라 미리 정해진 머슬시너지의 활성화 정도를 통해 근육을 제어한다. 특정한 운동을 수행하기 위한 머슬시너지는 여럿으로 구성될 수 있으며, 연구에 따르면 여러 동작의 수행에 공통으로 사용되는 머슬시너지가 있고, 반대로 특정한 동작에서만 활성화되는 머슬시너지도 있다[2][3].

머슬시너지는 일반적으로 비부정 행렬 인수분해라는 최적화 기법을 통해 구해진다. 예를 들어 사람이 보행할 때, 양쪽 다리의 근육들로부터 근전도를 측정하여 비부정 행렬 인수분해를 적용하면 한쪽 발로부터 추진력 생성, 보행 중의 밸런스 등의 임무를 수행하는 시너지들을 각각 구할 수 있다[3][4]. 또 다른 예로 물건을 손으로 집어 옮기는 경우, 팔 근육의 근전도로부터 물건 쥐기, 상/하완 움직이기, 상완/어깨 움직이기 등을 수행하는 머슬시너지가 추출된다[5]. 선형 최적화 연산은 쉽고 빠르다는 장점이 있지만, 무수히 많은 조합이 가능하므로, 초깃값에 큰 영향을 받는다는 단점이 있다. 따라서, 머슬시너지를 구하는 최적화 과정에 구속조건을 부가할 수 있다면, 선형 조합의 존재로부터 발생하는 문제점을 보완할 수 있다.

머슬시너지를 구하는 주된 목적 중 하나는 다양한 운동들의 분석에 적용될 수 있기 때문이다. 예를 들면 손에 있는 근육들로부터 머슬시너지를 구하고, 이들의 활성화에 대한 분석을 통해 손 제스처 분류가 가능하다[6]. 또한, 벤치 프레스(bench press)의 경우 숙련된 파워리프터와 초보자의 운동 수행에서 차이점을 머슬시너지를 통해 분석해 볼 수 있다[7]. 더하여 재활을 통한 회복 정도 평가에도 머슬시너지가 사용되고 있다[8]. 머슬시너지를 구하는 과정은 선형 조합의 해를 찾는 최적화이므로, 근육 간의 상관관계가 직접 반영되지 않는다. 따라서, 근육 간 상관관계를 명확히 나타내는 머슬시너지를 얻을 수 있다면, 더욱 명시적이고 직관적인 운동 분석과 재활운동 효과 분석을 기대할 수 있다.

본 논문에서는 근육 간의 상관관계를 반영할 수 있는 텐서형 머슬시너지를 제안하고 이를 통한 상완 운동 분석 결과에 대해 논한다. 본 논문에서 제안하는 방법론은 시너지의 형태와 최적화 과정의 구속조건 도출에 초점을 둔 것으로서, 궁극적으로 근육 간의 상관관계가 반영된 시너지 추출을 위해 선행적으로 해결되어야 하는 부분이다. 제안하는 방법론을 요약하면 다음과 같다. 먼저, 운동의 반복 수행으로부터 측정된 근전도 데이터를 채널, 반복 수행 차수, 시간에 대한 3차원 텐서형 데이터로 구성한다. 이 3차원 텐서형 데이터를 근육 간의 상관관계를 나타내도록 변환한다. 상관관계를 나타내는 3차원 텐서형 데이터로부터 2차원 텐서형 머슬시너지(2차원 매트릭스)와 활성화 커브(1차원 시계열 커브)를 추출한다. 마지막으로 벡터형 머슬시너지와 본 논문에서 제안하는 텐서형 머슬시너지를 비교하고, 이들을 통해 상완 운동을 분석한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 머슬시너지

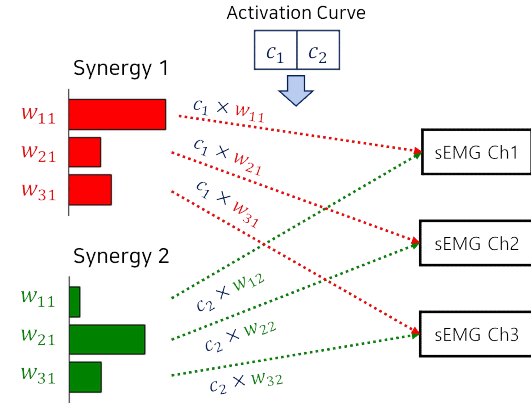


그림 1. 머슬시너지 예시
(근육의 개수가 3개, 시너지 개수가 2개인 경우)

Fig. 1. An example of muscle synergies
(The number of muscles : 3 and the number of synergies : 2)

의 개념 및 정의를 소개한다. 벡터형 머슬시너지, 텐서형 데이터 구성, 그리고 텐서형 머슬시너지의 추출에 대하여 다룬다. 3장에서는 상완 운동 근전도 데이터 획득을 위한 실험 셋업 및 프로토콜, 데이터 전처리, 벡터형/텐서형 머슬시너지 추출로 이루어진 제안된 방법론의 전체적인 구성에 대해 논한다. 4장은 실험의 결과로 추출된 벡터형/텐서형 머슬시너지를 비교하고 이들을 바탕으로 상완 운동을 분석한다. 마지막으로 5장에서는 결론과 향후 연구 계획에 관하여 논한다.

2. 머슬시너지의 개념 및 정의

2.1 벡터형 머슬시너지

$M_{m \times k}$ 를 m 번째 채널의 근육이 타임스텝 k 에 활성화된 정도를 나타내는 시계열 근전도 데이터라 하자. 그리고 열벡터 $w_i \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ 는 모듈화된 근육 신호인 벡터형 머슬시너지를, 행벡터 $c_i \in \mathbb{R}^{1 \times k}$ 는 해당 머슬시너지의 타임스텝 k 에서의 활성화 정도를 나타낸다 하자. 벡터형 머슬시너지의 개수가 n 개 있을 때, 시계열 근전도 데이터 $M_{m \times k}$ 는 다음과 같이 표현할 수 있다

$$M_{m \times k} = \sum_{i=1}^n w_i \times c_i. \quad (1)$$

그림 1은 근전도 채널의 개수 3개, 머슬시너지의 개수를 2개로 설정했을 경우의 예를 보여준다. 위 표현을 행렬표현으로 나타내 보면, 벡터형 머슬시너지의 개수가 n 개있을 때, w_i 와 c_i 가 각각 n 개씩 존재하게 되고, 이들을 각각 행렬 $W_{m \times n}$ 와 $C_{n \times k}$ 로 나타낼 수 있다. 이제 시계열 근전도 데이터 $M_{m \times k}$ 는 아래의 식 (2)와 같이 된다

$$M_{m \times k} = \sum_{i=1}^n w_i \times c_i = W_{m \times n} \times C_{n \times k}. \quad (2)$$

$W_{m \times n}$ 와 $C_{n \times k}$ 는 선형 최적화 알고리즘인 비부정 행렬

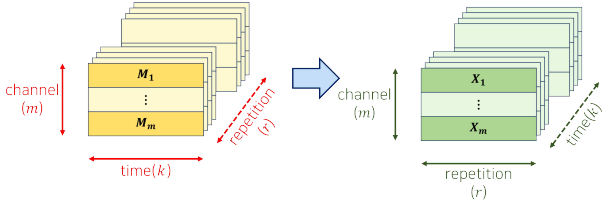


그림 2. 운동 반복 차수(repetition)를 하나의 차원으로 쌓아 만든 3차원 텐서형 데이터(왼쪽)와 3차원 데이터의 시간(time)과 운동 반복 차수(repetition) 차원을 전치한 3차원 텐서형 데이터(오른쪽)
Fig. 2. Three dimensional tensor-type data accumulated with respect to a repetition as one dimension (left) and a time and a repetition were transposed to construct the desired three dimensional tensor-type data (right).

인수분해(NMF: non-negative matrix factorization)을 사용하여 추출한다[9]. 본 논문의 경우 모든 요소의 초기 값을 0.5로 설정하였다.

2.2 텐서형 데이터

텐서형 머슬시너지 추출하기 위한 첫 번째 단계로 3차원 텐서형 데이터를 구성한다. 운동을 r 회 반복하여 시계열 근전도 데이터 $M_{m \times k}$ 가 r 개 있다고 하자. 그림 2는 $M_{m \times k}$ 를 통하여 3차원 데이터를 구성하는 모습을 보여준다. 그림 2에서 왼쪽 데이터의 시간(time)과 운동 반복 차수(repetition)의 차원을 전치(transpose)하면 오른쪽 데이터의 모습으로 표현할 수 있다. 결과적으로, 그림 2의 오른쪽 데이터에는 고정된 k 에서 채널(channel)과 운동 반복 차수(repetition)를 차원으로 하는 2차원 행렬 $X_{m \times r}$ 이 나타난다. 고정된 k 에서의 채널 간 상관관계 계산은 행렬 $X_{m \times r}$ 을 사용하며, 상관관계는 식(3)과 같이 시계열 변량의 상관계수로 나타낸다[10]

$$r_{X_1, X_2} = \frac{\text{cov}(X_1, X_2)}{\sigma_{X_1} \sigma_{X_2}}. \quad (3)$$

여기서 $\text{cov}(X_1, X_2)$ 는 시계열 데이터 X_1, X_2 의 공분산을 의미하고, $\sigma_{X_1}, \sigma_{X_2}$ 는 각각 X_1, X_2 의 표준편차를 의미한다. 두 근육이 같은 머슬시너지 안에서 활성화된다면, 두 근육의 상관계수 값은 양수이다. 반대로 두 근육이 같은 머슬시너지 안에서 함께 활성화되지 않는다면, 두 근육은 서로에게 영향을 주지 않는 독립 상태이다. 그러므로 머슬시너지에서는 두 근육 간 상관관계가 음수 값을 가질 수 없다. 이 사실을 상관계수 식에 반영하여 식(4)과 같은 metric을 정의한다

$$R_{X_1, X_2} = \text{MAX}(0, r_{X_1, X_2}). \quad (4)$$

그림 3은 시간 타임스텝 k 에서의 행렬 $X_{m \times r}$ 에 식(4)를 적용하는 모습을 보여준다. 고정된 k 에서 채널 간 상관계수를 계산하여 $m \times m$ 행렬에 표현한다. 모든 타임스텝을 따라 채널 간 상관계수를 계산하고, 계산된 k 개의 $m \times m$ 행렬을 시간(time) 차원에 쌓아 3차원 텐서형 데이터 $T_{m \times m \times k}$ 로 구성한다.

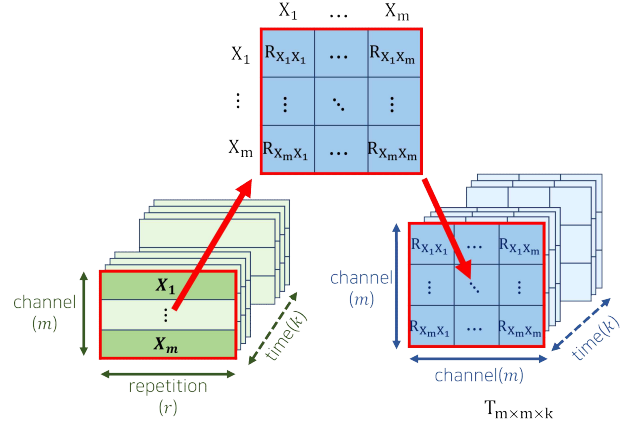


그림 3. 행렬 $X_{m \times r}$ 로부터 R_{X_1, X_2} 를 계산하여 상관관계 텐서형 데이터 $T_{m \times m \times k}$ 를 만드는 과정

Fig. 3. A procedure to produce a relationship-based tensor-type data $T_{m \times m \times k}$ by calculating an R_{X_1, X_2} with a matrix $X_{m \times r}$

2.3 텐서형 머슬시너지

텐서형 머슬시너지와 활성화 커브를 다음과 같이 정의한다. 행렬 $W_i \in \mathbb{R}^{m \times m}$ 는 텐서형 머슬시너지로서 행과 열은 채널(근육)을 나타내고, 행과 열이 교차하는 지점은 채널 간 상관관계를 포함한다. 벡터 $c_i \in \mathbb{R}^{1 \times k}$ 는 벡터형 머슬시너지 때와 마찬가지로, 타임스텝 k 에서의 해당 시너지가 활성화된 정도를 나타낸다. 텐서형 머슬시너지의 개수가 n 개 있을 때, W_i 와 c_i 를 각각 3차원 텐서 $W_{(m \times m) \times n}$ 와 행렬 $C_{n \times k}$ 로 나타낸다고 하면, 최종적으로 3차원 텐서형 데이터 $T_{m \times m \times k}$ 는 다음과 같이 표현할 수 있다

$$T_{m \times m \times k} = \sum_{i=1}^n W_i c_i = W_{(m \times m) \times n} \times C_{n \times k}. \quad (5)$$

$W_{(m \times m) \times n}$ 와 $C_{n \times k}$ 는 텐서형 데이터 $T_{m \times m \times k}$ 를 비부정행렬 인수분해하여 추출한다[9]. 본 논문에서는 텐서형 머슬시너지의 대각 요소는 1, 그 외 모든 값은 0.5로 초기화한다. 텐서형 시너지에서 대각 성분은 같은 채널이 교차하는 지점이므로, 항상 상관계수 값이 1을 가져야 한다.

3. 실험 구성

3.1 실험 셋업

벡터형/텐서형 머슬시너지 추출을 위한 근전도 데이터는 숙련된 운동 트레이너(이하, 시범자)의 덤벨-컬(dumbell-curl) 운동으로부터, 암밴드형 근전도 센서(MyoArmband, Thalmic Labs, Brooklyn, NY)를 사용하여 수집했다[11]. 그림4는 시범자의 상완에 착용한 암밴드형 근전도 센서와 8채널의 위치분포를 보여준다. 8채널 근전도 센서를 시범자가 주로 사용하는 팔(오른팔)에 착용시켰으며, Ch 1,2,3은 이두영역, Ch 5,6,7은 삼두영역 그리고 Ch 4,8은 이두-삼두 경계영역에 위치시켰다. 시범자는

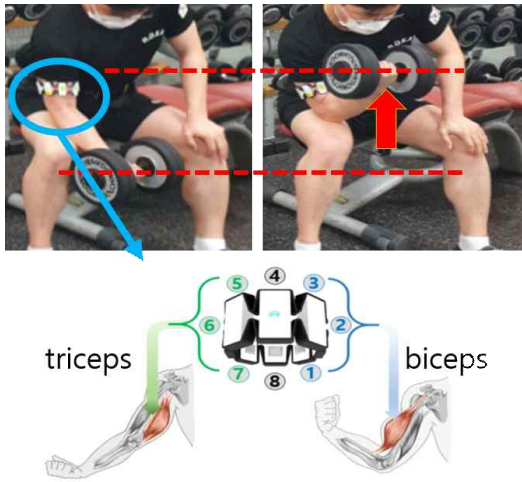


그림 4. 암밴드형 근전도 센서 착용 모습(위)과 상완에서의 8채널 위치 분포(아래)

Fig. 4. A pilot tester wearing armband type EMG sensor(top) and EMG 8 channel deployment (bottom)

덤벨-컬 운동을 1.6초에 1회 수행하였으며, 1세션에 20회 운동을 반복 수행하였다. 총 3세션을 수행하였으며, 근피로도로 인한 데이터의 비일관성을 방지하기 위해 세션이 끝나면 시범자가 충분한 휴식을 취하도록 하였다.

3.2 측정요소

운동 1회 수행 시 $EMG \in \mathbb{R}^{8 \times 80}$ 구조의 텍스트 데이터를 얻었다. 컴퓨터와 암밴드는 블루투스 통신으로 연결하였으며, MyoUnity 패키지를 사용하여 컴퓨터로 값을 전달받았다. 샘플링 타임을 20ms로 설정하여 운동 1회 수행(1.6초) 동안 한 채널당 80개의 샘플을 수집했다. 행과 열을 각각 센서 채널과 타임스텝으로 설정하여 8채널 근전도 데이터 샘플이 들어올 때마다 열이 하나씩 증가하는 텍스트 데이터로 저장해 주었다. 운동의 종류와 수행차수를 알아볼 수 있도록 “<운동종류>_EMG_<수행차수>.txt”과 같이 데이터 파일 이름을 명명해 주었다. 예를 들어 덤벨-컬 운동의 7회 차 수행 시 파일 이름은 “Dumbbell_Curl_EMG_7.txt”가 된다. 시범자는 3세션 동안 총 60회의 운동을 진행하므로, 최종적으로 60차 수행에 대한 60개의 텍스트 파일을 얻었다.

3.3 데이터 전처리

$EMG \in \mathbb{R}^{8 \times 80}$ 가 1회 운동 시 측정된 데이터를 나타낸다고 하자. 1회 운동 데이터 $EMG \in \mathbb{R}^{8 \times 80}$ 에 전처리를 진행했다. 근전도 센서로 획득한 비가공 EMG 데이터는 음수와 양수 값으로 진동하는 형태를 가진다. 비가공 데이터에 window size를 10으로 설정한 moving root mean squared (moving RMS) 필터를 적용했다. 다음으로 데이터양을 줄이기 위해 window size를 2로 설정하여 integration을 진행했다. 이를 통해 time step은 80에서 40으로 줄어들게 된다. 마지막으로 normalization을 진행했다. 벡터형 머슬시너지 추출은 전체 데이터에서 가장 큰 값으로 intra-

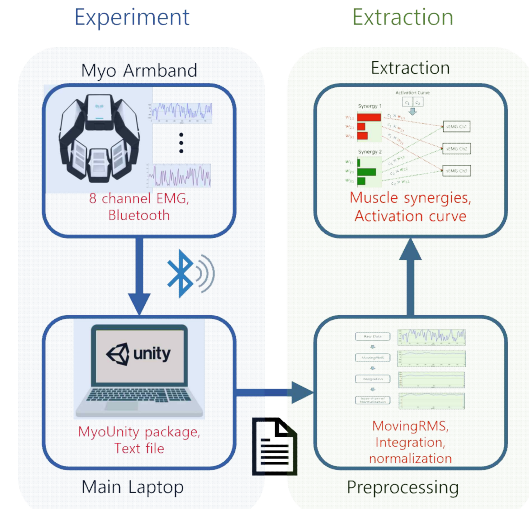


그림 5. 암밴드 센서를 이용한 운동 데이터 수집(왼쪽)과 전처리 및 머슬시너지 추출(오른쪽)

Fig. 5. Data collection using armband sensor(left) and preprocessing/extracting muscle synergies(right)

channel normalization을 진행하고, 텐서형 머슬시너지 추출은 각 채널에서 가장 큰 값으로 inter-channel normalization을 진행했다. 이는 벡터형 머슬시너지에서는 모든 채널 요소의 크기 비율이 유지되어야 하며, 텐서형 머슬시너지에서는 채널들의 요소 크기가 크게 중요하지 않고, 상관관계를 쉽게 계산할 수 있도록 증가와 감소가 더 뚜렷하게 나타나는 것이 중요하기 때문이다. 최종적으로 intra-/inter-channel normalize된 두 개의 8×40 데이터를 생성했다.

3.4 머슬시너지 추출

$M_{8 \times 40}^{vec}$ 과 $M_{8 \times 40}^{ten}$ 을 각각 위에서 최종적으로 얻어진 데이터를 나타낸다고 하자. 60개의 $M_{8 \times 40}^{vec}$ 로부터 벡터형 머슬시너지와 활성화 커브를 추출했다. 이어서 60개의 $M_{8 \times 40}^{ten}$ 로부터 $T_{8 \times 8 \times 40}$ 를 구성했고, 텐서형 머슬시너지와 활성화 커브를 추출했다. 벡터형/텐서형 머슬시너지의 개수는 4개부터 7개까지로 설정하였다. 추출한 두 종류의 시너지를 사용하여 덤벨-컬 운동을 분석했다. 그림 5는 전체적인 실험 및 머슬시너지 추출과정을 보여준다.

4. 실험결과 및 분석

그림 6은 시너지의 개수를 5개, 6개로 설정했을 때 추출된 벡터형 머슬시너지와 활성화 커브의 결과를 보여준다. 벡터형 머슬시너지는 막대그래프로 나타내며, 막대그래프의 세로축은 위부터 아래로 Ch 1~8을 나타낸다. 가로축은 해당 머슬시너지를 이루는 모듈화된 근육들의 기여도를 나타낸다. 활성화 커브의 세로축은 해당 머슬시너지가 활성화되는 정도, 가로축은 타임스텝을 나타낸다. 그림 7은 시너지의 개수를 5개, 6개로 설정했을 때 추출된

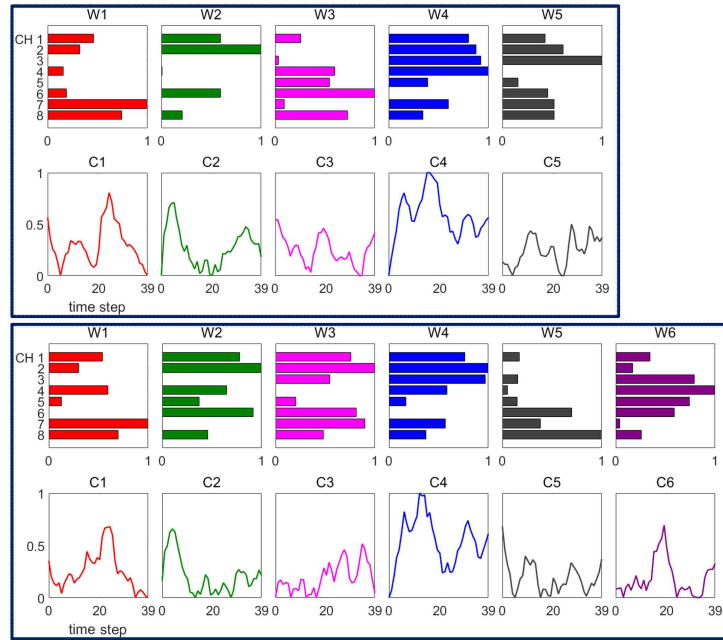


그림 6. 덤벨-컬 운동에 대해 추출된 벡터형 머슬 시너지와 활성화 커브:시너지 개수 5(위), 6(아래)

Fig. 6. Extracted vector-type muscle synergies and activation curve for dumbbell-curl
: number of synergies were set to 5(top) and 6(bottom), respectively.

텐서형 머슬시너지와 활성화 커브를 보여준다. 텐서형 머슬시너지의 x 축과 y 축에 쓰인 숫자는 채널을 나타내며, 좌측/상단에서부터 우측/하단의 순으로 Ch1~Ch8을 나타낸다. 채널이 교차하는 지점의 색상은 채널에 두 채널 근육들 사이의 상관관계를 나타내며, 파란색에 가까울수록 0, 빨간색에 가까울수록 1의 값을 갖는다. 활성화 커브는 벡터형 머슬시너지의 경우와 마찬가지로 텐서형 머슬시너지의 활성화 정도를 나타낸다.

4.1 벡터형 머슬시너지를 사용한 상완 운동 분석

시너지의 개수가 5개일 경우(그림 6(위) 참조) 덤벨-컬 운동을 벡터형 머슬시너지와 활성화 커브를 사용하여 분석하였다. 그림 6(위)에서 2번, 4번 벡터시너지는 Ch1, 2, 3의 근육들을 주성분으로 가지며, 활성화 커브가 운동 초반부에서 중반부까지 주로 사용되는 것을 볼 수 있다. 덤벨-컬 운동은 이두 운동이며, Ch 1,2,3이 이두 영역에 해당하기 때문에 2, 4번 벡터시너지가 주로 사용되는 것이라고 해석할 수 있다. 운동의 중반부를 넘어가면 Ch 7, 8의 근육들이 주성분인 1번 벡터시너지가 크게 활성화되는 것을 활성화 커브를 통해 볼 수 있다. Ch 7와 Ch 8은 각각 이두와 이두-삼두 중간 영역에 배치되어 있다. 운동 초반부와 중반부에 굽혔던 팔을 다시 펴며 삼두 부분을 사용하는 것이 잘 나타난다.

그러나 벡터형 머슬시너지는 구성 측면에서 문제점을 보이는 것을 알 수 있다. 먼저 5번 시너지의 경우 이두 영역이 활성화되면 Ch 1, 2, 3을 모두 포함하고, 삼두 영역이 활성화될 때는 Ch 5, 6, 7이 함께 활성화되고 있다. 이처럼 5번 시너지는 이두, 삼두 영역이 하나의 시너지에 잘

묶여서 반영되었다. 하지만 그 외의 시너지들을 확인하면 이두, 삼두 영역을 온전히 반영하지 못하는 것을 볼 수 있다. 예를 들어 1번 시너지의 경우 Ch 1, 2(이두)가 활성화되었음에도 Ch 3이 활성화되지 않고 있으며, 오히려 이두-삼두 영역인 Ch 4가 활성화되고 있다. 또 Ch 7(삼두)이 크게 활성화되었는데 같은 삼두 채널인 Ch 5, 6은 작은 활성화 값을 가진다. 이처럼 벡터형 머슬시너지는 근육 간의 상관관계를 파악하기 어렵고 상관관계가 적은 근육들이 하나의 시너지를 이루는 성분으로 모두 포함되는 경우를 종종 야기한다.

4.2 텐서형 머슬시너지를 사용한 상완 운동 분석

텐서형 시너지의 경우 벡터형 시너지와 다르게 개별 근육이 해당 시너지를 이루는데 기여하는 정도를 한눈에 파악할 수 없다. 그 이유는 텐서형 머슬시너지가 단지 근육이 사이의 상관관계만 의미하기 때문이다. 그러므로 텐서형 머슬시너지를 사용한 운동 분석은 근육 간의 상관관계 분석에 초점을 맞추었다.

시너지의 개수가 5개일 경우(그림 7(위) 참조)에 대해 상완 운동을 텐서형 머슬시너지와 활성화 커브를 통해서 분석해 보자. 1번 5번 시너지는 Ch 6, 7, 8 사이의 상관관계가 크게 나타나고 있다. 이는 덤벨-컬 운동에서 삼두 부위 근육이 함께 활성화되는 것을 의미한다. 또한, 2번 4번 시너지는 Ch 1, 2, 3 사이의 상관관계가 크게 나타나고 있는데, 이는 상완 운동 시 이두 근육이 함께 활성화되는 것을 의미한다. 남아있는 3번 시너지의 경우는 Ch 3, 4 사이, Ch 4, 5 사이, Ch 5, 6 사이에 상관관계가 있다는 것을 보여준다. 이 채널들은 이두-삼두 사이에 근육을 의

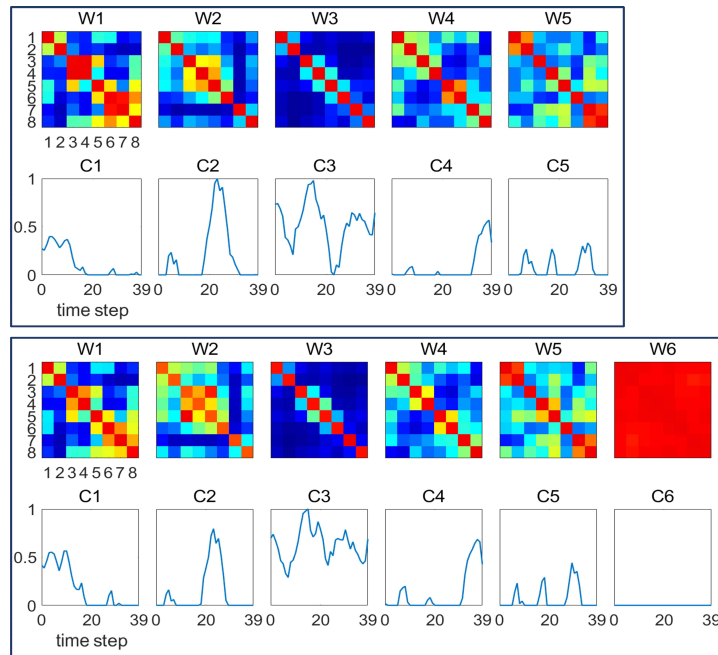


그림 7. 덤벨-컬 운동에 대해 추출된 텐서형 머슬 시너지와 활성화 커브:시너지 개수 5(위), 6(아래)

Fig. 7. Extracted tensor-type muscle synergies and activation curve for dumbbell-curl
: number of synergies were set to 5(top)and 6(bottom), respectively.

미하며, 상완 운동 시 이두-삼두 사이 근육들이 주로 함께 사용되고 있음을 의미한다.

텐서형 머슬시너지를 사용한 상완 운동 분석을 정리하면, 이두, 삼두, 이두-삼두 사이 근육들은 같은 시너지 안에서 함께 활성화되는 것이 아니라, 각 근육에 연관된 시너지에서 함께 활성화되는 것으로 알 수 있다. 이러한 결과들은 근육의 위치와 근육이 팔에 발생시키는 힘의 방향을 고려했을 때, 근육 간의 상관관계가 텐서형 머슬시너지 안에 잘 반영되었다는 것을 잘 보여준다.

4.3 벡터형/텐서형 머슬시너지 비교

벡터형 시너지와 텐서형 시너지의 추출은 모두 최적화 기반의 선형행렬 분해를 통해 이루어지므로, 시너지의 개수를 변경하면 다른 시너지에 영향을 주게 된다. 그 결과 시너지의 구성과 활성화 커브의 모습이 조금씩 달라진다. 먼저 벡터형 시너지의 경우 그림 6에서 활성화 커브의 모습이 유사하게 유지되는 것을 볼 수 있다. 하지만, 해당 벡터형 시너지를 구성하는 근육들의 기여도가 눈에 띄게 바뀌게 된다. 그리고 그림 6(아래)의 6번 시너지는 그림 6(위)에서 비슷한 시너지가 존재하지 않음을 알 수 있다. 텐서형 시너지의 경우 그림 7에서 머슬시너지와 활성화 커브의 모습이 조금씩 변하지만, 전체적으로 유사한 패턴을 유지하고 있다. 또한, 그림 7에서 시너지의 개수를 6개로 설정한 경우, 6번 시너지의 경우 활성화 커브가 항상 0 값을 가진다. 이는 텐서형 머슬시너지 추출이 설정한 시너지 수와 관계없이 유의미한 시너지만 추출하며 자동으로 시너지 수를 최적화되는 것으로 해석할 수 있다.

5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 근육 간 상관관계가 반영된 텐서형 머슬 시너지를 제안하고, 이를 통한 상완 운동 분석을 수행하였다. 제안한 텐서형 머슬시너지를 추출하기 위해, 획득한 멀티채널 시계열 근전도 데이터로부터 3차원 텐서형 데이터를 구성하고, 비부정 행렬 인수분해를 통해 텐서형 머슬 시너지를 구하는 방법론에 대해 논하였다. 이에 더하여, 텐서형 머슬시너지의 경우 벡터형 머슬시너지의 경우와 같이 해당 시너지를 이루는 근육들의 기여도는 명시적으로 알 수 없으나, 특정 운동을 수행함에 있어서 근육 간의 상관관계가 잘 반영될 수 있음을 확인하였다. 또한 텐서형 머슬시너지의 경우 벡터형 머슬시너지와 다르게 설정한 시너지 개수에 크게 영향을 받지 않음을 보였다. 벡터형 머슬시너지는 설정한 시너지 개수에 따라 각 시너지에 기여하는 주성분 근육들과 활성화 커브의 모양이 변했지만, 텐서형 머슬시너지는 설정한 시너지 수와 관계없이 비교적 일관된 시너지 패턴과 활성화 커브의 모양이 유지되었다. 이를 통하여, 유의미한 시너지의 개수를 파악하여 추출하려는 시너지의 개수를 정하는 기준으로 활용할 가능성을 볼 수 있었다. 본 연구의 결과를 통해 텐서형 머슬시너지가 근육 간 상관관계를 명확히 반영할 수 있다는 사실을 확인할 수 있었다. 따라서 향후 본 연구는 근육 간의 상관관계 및 각 근육의 기여도를 모두 나타낼 수 있는 시너지 형태의 정의와 이를 추출하기 위한 최적화 기법을 도출하는 것을 최종 목표로 진행될 것이다.

Conflict of Interest

저자는 본 논문에 관련된 어떠한 잠재적인 이해상충도 없음을 선언한다.

References

- [1] N. A. Bernstein, The Co-ordination and Regulation of Movements, Oxford, Pergamon, 1967.
- [2] F. O. Barroso, et al., "Shared muscle synergies in human walking and cycling," Journal of Neurophysiology, vol. 112, no. 8, pp. 1984–1998, 2014.
- [3] S. A. Chvatal. and L. H. Ting, "Common muscle synergies for balance and walking," Front. Comput. Neurosci, vol. 7, no. 48, 2013.
- [4] Gelsy Torres-Oviedo, and L. H. Ting, "Muscle Synergies Characterizing Human Postural Responses," Journal of Neurophysiology, vol. 98, no. 4, pages. 2144–2156, 2007
- [5] D. J. Berger, A. d'Avella, "Effective force control by muscle synergies," Front. Comput. Neurosci, vol. 8, no. 46, 2014.
- [6] A. B. Abjiboye and R. F. Weir, "Muscle synergies as a predictive framework for the EMG patterns of new hand postures," Journal of Neural Engineering, vol. 6, no. 3, 2009.
- [7] M. Kristiansen, et al., "Inter-subject variability of muscle synergies during bench press in power lifters and untrained individuals," Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports, vol. 25, num. 1, pp. 89–97, 2015.
- [8] S. Safavynia, et al., "Muscle Synergies: Implications for Clinical Evaluation and Rehabilitation of Movement," Top Spinal Cord Inj Rehabil, vo. 17, no. 1, pp. 16–24, 2011.
- [9] D. Lee, and S. Seung, "Learning the Parts of Objects by Non-negative Matrix Factorization," Nature, Vol. 401, No. 6755, pp. 788–791, 1999.
- [10] E.-H. Kim, and S.-K. Oh, "Design of Single Variable-based Fuzzy Model with the Aid of Input Variables Selected by Correlation Analysis," Journal of The Korean Institute of Intelligent Systems, vol. 29, no. 6, pp. 424–429, 2019.
- [11] J.-W. Kim, et al., "Autonomous Mobile Robot Control using the Wearable Devices Based on EMG Signal for detecting fire," Journal of The Korean Institute of Intelligent Systems, vol. 26, no. 3, pp. 176–181, 2016.

저 자 소 개



김장현(Janghyeon Kim)

2016년~현재 : 연세대학교 컴퓨터정보통신공학부 학부과정

관심분야 : AI, Optimization, Machine Learning

ORCID Number : 0000-0002-7327-9706

E-mail : janghyeonk@yonsei.ac.kr



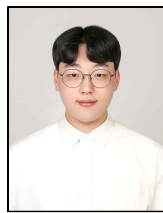
유지현(Ji-Hyeon Yoo)

2016년~현재 : 연세대학교 컴퓨터정보통신공학부 학부과정

관심분야 : HMI, BCI, Robotics, Simulation

ORCID Number : 0000-0001-6621-4763

E-mail : starsand96@yonsei.ac.kr



심대한 (Dae Han Sim)

2018년~현재 : 연세대학교 컴퓨터정보통신공학부 학부과정

관심분야 : AI, Optimization, Machine Learning

ORCID Number : 0000-0003-0802-3525

E-mail : dhsim@yonsei.ac.kr



윤환얼(Han Ul Yoon)

2014년 : 일리노이대학교 어바나-섀페인 전기컴퓨터공학과 공학박사

2014년~2016년 : 텍사스 A&M 대학교 Postdoctoral research associate

2017 : 텍사스 A&M 대학교 조교수(강의전담)

2017년 10월~2020년 2월 : 한국생산기술연구원

원 로봇그룹 선임연구원

2020년 3월~현재 : 연세대학교 미래캠퍼스 소프트웨어학부 조교수

관심분야 : 로봇 패스 플래닝, 메타러닝/퓨셔널러닝, XAI, 머신러닝 기반 생체신호분석, 로봇 모델링 및 제어

ORCID Number : 0000-0001-8870-3103

E-mail : huyoon@yonsei.ac.kr