

인체의 동작의도 판별을 위한 퍼지 C-평균 클러스터링 기반의 근전도 신호처리 알고리즘

박기원^{*}, 황건용^{**}

Movement Intention Detection of Human Body Based on Electromyographic Signal Analysis Using Fuzzy C-Means Clustering Algorithm

Kiwon Park^{*}, Gun-Young Hwang^{**}

ABSTRACT

Electromyographic (EMG) signals have been widely used as motion commands of prosthetic arms. Although EMG signals contain meaningful information including the movement intentions of human body, it is difficult to predict the subject's motion by analyzing EMG signals in real-time due to the difficulties in extracting motion information from the signals including a lot of noises inherently. In this paper, four Ag/AgCl electrodes are placed on the surface of the subject's major muscles which are in charge of four upper arm movements (wrist flexion, wrist extension, ulnar deviation, finger flexion) to measure EMG signals corresponding to the movements. The measured signals are sampled using DAQ module and clustered sequentially. The Fuzzy C-Means (FCMs) method calculates the center values of the clustered data group. The fuzzy system designed to detect the upper arm movement intention utilizing the center values as input signals shows about 90% success in classifying the movement intentions.

Key words: Biomedical Signal Analysis, Electromyography, Fuzzy C-Means Data Clustering, Intention of Body Movement

1. 서 론

전 세계적인 출산을 감소 문제로 고령화가 진행됨에 따라 거동이 불편한 노인들의 삶의 질을 향상시킬 수 있는 의용보철장치(prosthetic devices)들의 역할이 커지고 있다. 뿐만 아니라 보철장치 기술의 발전은 장애인들의 생활을 편리하게 만들고 재활 치료의 효율을 증대시킬 수 있어 사회 복지 측면에서도 그

중요성이 강조되고 있다. 보철장치들의 기능에는 사용자의 움직임 감지하여 이동 및 움직임이 원활하도록 돕는 역할이 필수적이며, 실시간 작동을 위해서는 사용자의 동작 의도를 감지하는 기술이 매우 중요하다. 사용자의 움직임을 감지하기 위해 근육의 움직임으로부터 발생하는 근전도 신호(Electromyographic signal)을 활용하여 사용자의 행위 의도와 관련된 정보만을 추출하여 보철장치의 명령신호로

* Corresponding Author : Gun-Young Hwang, Address: Yangsan Campus 626-790, 288 Junam-ro, Yangsan, Gyeongnam, Korea, TEL : +82-55-380-9458, FAX : +82-55-380-9249, E-mail : gyhwang@ysu.ac.kr
Receipt date : Nov. 18, 2015, Revision date : Dec 23, 2015
Approval date : Jan 6, 2016

^{*} Dept. of Green Automobile Eng., Engineering School, Youngsan University
(E-mail : kwp@ysu.ac.kr)

^{**} Dept. of Green Automobile Eng., Engineering School, Youngsan University

사용하는 기술이 널리 적용되고 있다.

근전도 신호는 근육을 수축시키기 위해 뇌로부터 근섬유들에게 전달되는 전기적인 자극으로서, 신호 측정 방법에는 바늘 형상의 전극을 인체 내부 말초신경계에 삽입하여 측정하는 침습법과 해당 근육군의 피부 표면에 전극을 부착하여 신호를 측정하는 무통증 비침습법이 있다. 바늘 침습법은 해당 근육단위 한 개의 전기적 활동만을 측정하지만 비침습법은 근운동단위 집합체의 총체적인 시너지 활동을 정량적으로 분석할 수 있어 재활분야에서 일반적으로 사용되고 있다[1-2].

비침습법 근전도 신호 측정법을 사용할 경우 총체적인 근육 활동으로부터 생성된 신호가 측정되며, 인체의 움직임들은 단일 근육에 의해서 이루어지지 않고 상호간 영향을 미치기 때문에 인체 내 외부적으로 발생하는 복잡한 잡음들과 타 근육의 움직임에 의한 영향으로부터 사용자의 동작 의도를 추출해 내는 기술이 필요하다.

인체의 복잡한 구조로부터 생성되는 근전도 신호를 인지하는 신호처리 알고리즘으로는 퍼지로지적과 신경망 이론과 같이 비선형적이고 불특정한 데이터 처리에 우수한 성능을 보이는 이론들이 많이 사용되고 있다[3-7]. 지금까지 진행된 연구들에서 퍼지로지적과 신경망이론은 상호 보완 목적으로 복합적으로 사용되고 있다[8]. 그러나 신경망이론이 적용된 경우에는 내부 네트워크 사이의 연결강도 조절을 위해 반복 학습을 통한 사전 학습 절차가 필요하다[9]. 일반적

으로 학습 횟수가 증가함에 따라 명령신호와 실제 동작사이의 오차가 감소하게 된다. 또한 실시간으로 측정된 방대한 근전도 신호 데이터의 양을 줄이기 위해 유사 데이터를 그룹화 하여 중심값만을 활용하는 퍼지클러스터링 기법이 복합적으로 사용되기도 한다[10].

본 연구에서는 상박 (upper arm)에 부착된 4개의 근전도 감지 센서를 사용하여 측정된 신호들로 부터 손목 굽힘 (wrist flexion), 손목 펴기 (wrist extension), 자쪽 편위 (ulnar deviation), 손가락 굽힘 (finger flexion)의 동작들을 판별할 수 있는 퍼지로지 기반의 근전도 패턴 인식 알고리즘을 설계하고 그 성능을 검증하였다. 본 연구에서는 데이터 처리 속도를 향상시키기 위해 퍼지 클러스터링 (FCMs: Fuzzy C-Means Clustering) 기법을 사용하여 데이터의 중심값들을 구하고 퍼지화(Fuzzification), 규칙평가(Rule evaluation), 비퍼지화 (Defuzzification)의 과정을 거쳐 실험 대상자의 상박의 4가지 동작을 구별하게 된다. 특히 퍼지 규칙평가 단계에서 320개의 세분화된 규칙들을 고안하고 적용하여 타 이론들을 복합적으로 사용하지 않고 퍼지 로직 이론만으로 상박의 동작 의도를 판별할 수 있음을 검증하였다.

2. 근전도(EMG) 측정

본 연구에서는 손목 굽힘, 손목 펴기, 자쪽 편위, 손가락 굽힘 시에 발생하는 EMG 신호를 측정하기 위해 Ag/AgCl 전극을 손목 굽힘근(flexor carpi ulnaris), 손목 펴기근(extensor carpi ulnaris), 손가락 펴기근(Extensor digitorum), 얇은 손가락 굽힘근(Flexor digitorum superficialis)들을 둘러싸고 있는 피부 표

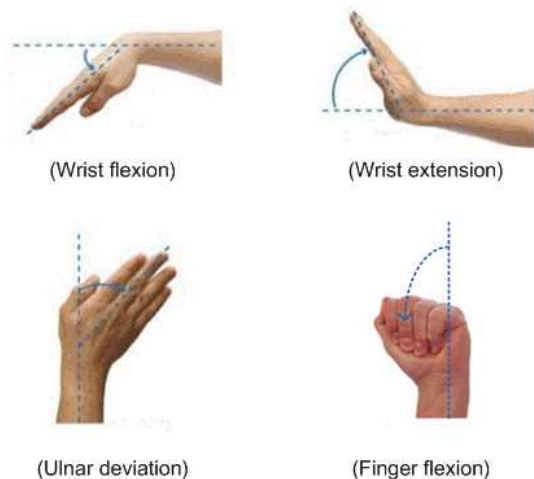


Fig. 1 Image of forearm movements [11].

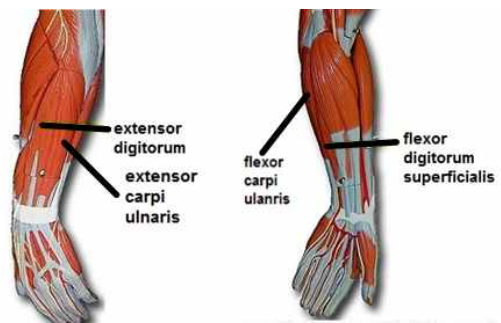


Fig. 2. Electrode locations on forearm [12].

면에 부착하였다. Fig. 2는 전극 부착 위치를 나타내는 상박 근육군의 해부학적 위치를 보여준다. 상박에 부착된 4개의 전극에 의해서 전달되는 EMG 신호는 BIOPAC® MP35 DAQ (BIOPAC Systems, Inc.)를 사용하여 측정되었다. 성인 남성의 상박에 부착된 전극들로부터 4가지 동작 각각에 대한 EMG 신호가 샘플링 주파수 1 kHz로 측정되었다. EMG 신호의 측정은 12초 동안 진행되었으며, 각 동작에 대한 데이터가 수집되는 동안 처음 4초간은 상박은 아무런 동작 없이 테이블 위에 놓여 휴식을 취하게 된다. 그 뒤로 약 8초간 각각의 동작을 취하여 유지하게 되며, 나머지 4초간은 휴식 상태로 돌아와서 상태를 유지하게 된다. 모든 동작은 일정한 속도를 유지한 채로 관절의 전체 가동범위의 움직임으로 이루어 졌다.

3. Fuzzy C-Means Clustering(FCM) 기반의 근전도 패턴인식 알고리즘

3.1 근전도 패턴인식 알고리즘의 입력신호

본 논문에서는 상박에 부착된 센서로부터 측정된 근전도 신호를 분석하여 앞서 기술한 4가지 상박의 동작 의도를 판별할 수 있는 패턴인식 알고리즘을 개발하기 위하여 Fuzzy C-Means Clustering (FCM) 기반의 퍼지로직 알고리즘이 적용되었다. 데이터를 간소화 시키고 처리 속도를 높이기 위하여 적용된 FCM 알고리즘은 동일 클러스터 내 데이터들의 분산값은 최소로 하고 동시에 다른 클러스터 내 데이터와의 분산값은 최대로 만드는 방법으로서, 이 두 가지 조건을 동시에 만족시키는 클러스터 데이터의 중심값을 찾는 방법이다[3, 4].

FCM 알고리즘은 주어진 n개의 EMG 신호 데이터 $X=\{x_1, \dots, x_n\}$ 로부터 c개의 중심 값 $C=\{c_1, \dots, c_c\}$ 을 찾게 된다. 최종적으로 FCM은 식 (1)을 최소화시키는 것이며, 여기서 가중치로 구성된 $W=w_{ij} \in [0, 1], i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, c$ 에서 각 요소 w_{ij} 는 데이터 요소 x_i 가 중심값 c_j 에 소속된 정도를 말해주며 각각 식 (2)와 (3)으로 표현된다. 본 연구에서는 n을 128로 설정하여 실시간으로 측정되는 각각의 샘플링 신호 128개에 대한 FCM과정을 수행하였다. m은 퍼지성의 정도에 대한 영향을 나타내는 지수의 가중(exponential weight)이다. 이 값은 $m \in [1, \infty]$ 와 같은 범위를 가지고 있으며, 본 논문에서는 m을 2로 설정하였

다.

$$J_m = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c w_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2, 1 \leq m < \infty \quad (1)$$

$$w_{ij}^m = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (2)$$

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^n w_{ij}^m \cdot x_i}{\sum_{i=1}^n w_{ij}^m} \quad (3)$$

Fig. 3은 FCM 절차를 도식화하여 보여주며, 상박에 부착된 각각의 센서로부터 실시간으로 측정되는 EMG 신호들은 순차적으로 n개의 길이로 그룹화 된 후에 FCM과정을 거치면서 $w_f_center(1, \dots, c)$, $w_e_center(1, \dots, c)$, $u_d_center(1, \dots, c)$, $f_f_center(1, \dots, c)$ 의 이름을 가지는 $4 \times c$ 개의 중심 값들로 대표되게 된다. 최종적으로 계산된 중심값들은 퍼지화 (Fuzzification) 과정에서 입력 멤버함수의 입력으로 사용된다.

3.2 퍼지화(Fuzzification)

퍼지화 과정을 통해 중심값들은 가중치를 가지는

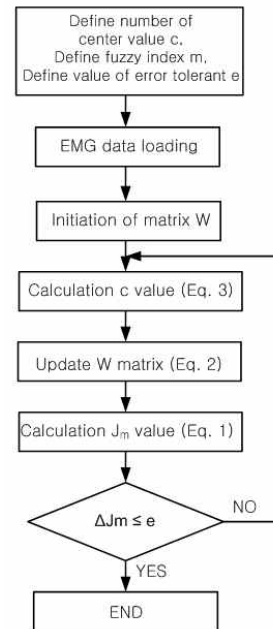


Fig. 3. FCM procedure.

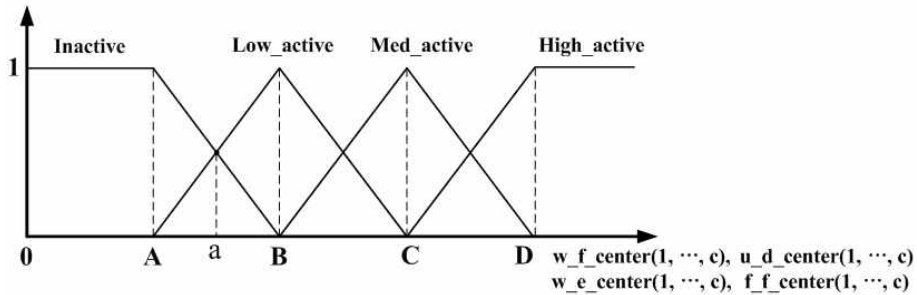


Fig. 4. Input membership function.

퍼지 값들로 재분류된다. Fig. 4는 퍼지화에 사용된 멤버 함수를 보여준다. 본 연구에서는 4개의 근육군에서 발생하는 EMG 신호들 각각의 중심값들 ($w_f_center(1, \dots, c)$, $u_d_center(1, \dots, c)$, $w_e_center(1, \dots, c)$, $f_f_center(1, \dots, c)$)의 퍼지화를 위해 4개의 입력 멤버 함수가 사용되었다. Fig. 4는 입력 멤버 함수의 형상을 나타내고 있다. 멤버함수들은 입력의 범위에 따라 4개의 이름(inactive, low_active, med_active, high_active)들로 구성된 삼각 함수들로 이루어져 있으며 각각의 파형들은 50%의 중첩을 가지도록 구성되었다. 퍼지화 단계에서 중심값들은 멤버함수들을 통해 최종적으로 4개의 범위 중에서 해당되는 이름과 대응하는 가중치로 구성된 값들로 변환된다. Fig. 4로부터 가중치는 0 과 1사이의 범위를 가지며 A와 D 사이의 구간에서는 2개의 삼각파형들이 중첩되기 때문에 퍼지화된 값은 2개의 이름과 각각에 대응하는 2개의 가중치를 가지게 된다.

멤버함수 4개의 내부 삼각 함수들의 범위는 A 지점과 C 지점의 값에 따라 결정이 된다. 상박의 4가지 동작을 제어하는 각각의 해당 근육군의 EMG 신호로부터, A 지점의 값은 상박이 움직임 없이 휴식을 취할 동안 수집된 EMG 신호 데이터의 평균 값이며, C 지점의 값은 상박이 손목 굽힘 (wrist flexion), 손목 펴기 (wrist extension), 자쪽 편위 (ulnar deviation), 손가락 굽힘 (finger flexion)의 동작들을 하는 동안 해당 근육군에서 측정된 EMG 신호 데이터의 평균값이다. 따라서, 각각의 근육군에서 측정된 신호들의 퍼지화를 위한 4개의 멤버함수에서 A 와 C 지점의 값은 각 해당 근육군에서 발생하는 EMG 신호로부터 계산되기 때문에 4개의 함수 각각 A와 C 지점의 값이 달라진다. B 지점은 A 지점과 C 지점 사이의 중간 지점이며 동일 간격으로 D 지점이 정해

졌다. 예를 들어 Fig. 4의 a 지점에 $w_f_center(1)$ 의 값이 놓일 경우, 퍼지화 된 변환 값은 $w_f_center(1) = \{Inactive(0.5), Low_active(0.5), Med_active(0), High_active(0)\}$ 이다. 따라서 퍼지화 단계에서는 변수들 w_f_center , u_d_center , w_e_center , f_f_center 각각이 변환 과정을 통해 $c \times 4$ 의 크기를 가지는 행렬 형태로 저장된다.

3.3 규칙평가(Rule Evaluation)

FCM을 사용하여 구해진 EMG 신호들의 중심값들은 이전 장에서 설명된 퍼지화 단계를 거쳐 이름과 가중치를 가지는 $c \times 4$ 개의 퍼지 신호들로 바뀌게 된다. 규칙평가 단계에서 퍼지 신호들은 상박의 동작들을 판별하는 규칙들의 입력으로 사용된다. 상박의 움직임 의도를 판별하는 규칙 들은 if ~ then ~ 으로 구성된 조건문들로 이루어져 있다. 본 연구에서는 Fig. 4에서 설명된 상박의 4가지 동작들과 휴식동안 동작이 없을 경우를 판별하기 위한 경우를 포함하여 총 5가지의 경우의 수에 대응하는 320개의 규칙들이 작성되었으며, 상박의 4가지 동작들은 각각 High, Med, Low, Off의 4단계로 구분되어진다. 동작이 없음을 판별하는 규칙들은 High, Med, Off의 3단계로 구분되어진다.

Table 1은 본 연구에서 손목 펴기(wrist extension) 동작의도를 판별하기 위하여 사용된 규칙들 중 일부를 보여준다. 출력 변수들(High, Med, Low, Off)의 가중치는 If문 내부의 변수들 중에서 최소값으로 선정되기 때문에 If 문 내부 변수들 중에서 한 개라도 0이 있는 경우 해당 규칙들은 제외되며, 그 밖의 경우에는 0~1 사이의 가중치를 가지게 된다. 따라서 같은 출력 변수를 가지는 경우에도 각각의 가중치를 가질 수 있으며 이는 최종 비퍼지화 과정에서 각 동

Table 1. Rules for the intention detection of wrist extension

Rule	<i>if</i>	w_e_center	<i>and</i>	w_f_center	<i>and</i>	u_d_center	<i>and</i>	f_f_center	<i>then</i>	Intention of wrist extension
1		High_active		High_active		High_active		High_active		High
2		High_active		High_active		High_active		Med_active		High
3		High_active		High_active		High_active		Low_active		High
⋮	<i>if</i>	⋮	<i>and</i>	⋮	<i>and</i>	⋮	<i>and</i>	⋮	<i>then</i>	⋮
65		Med_active		High_active		High_active		High_active		Med
⋮		⋮		⋮		⋮		⋮		⋮
256		Inactive		Inactive		Inactive		Inactive		Off

작의 의도를 판별하는 연산 과정에서 사용된다.

예를 들어 퍼지화 과정을 거친 w_e_center, w_f_center, u_d_center, f_f_center의 첫 번째 중심값들이 각각 w_e_center(1) = {Inactive(0), Low_active(0), Med_active(0.5), High_active(0.5)}, w_f_center(1) = {Inactive(0), Low_active(0), Med_active(0), High_active(1)}, u_d_center(1) = {Inactive(0), Low_active(0), Med_active(0), High_active(1)}, f_f_center(1) = {Inactive(0), Low_active(0), Med_active(0), High_active(1)}

ter(1) = {Inactive(0), Low_active(0), Med_active(0), High_active(1)}의 퍼지화된 값들을 가질 경우, Table 1에서는 Rule 1, 65가 활성화 되어 손목 펴 동작에 해당되는 규칙 평가 단계의 출력은 Intention of wrist extension = {High(0.5), Med(0.5)} 이다.

Table 2-5에서는 나머지 상박의 동작들을 판별하기 위하여 작성된 규칙들의 일부를 보여준다. 각 동작 판별을 위해 사용된 규칙들의 출력 단계들(High,

Table 2. Rules for the intention detection of wrist flexion

Rule	<i>if</i>	w_e_center	<i>and</i>	w_f_center	<i>and</i>	u_d_center	<i>and</i>	f_f_center	<i>then</i>	Intention of wrist flexion
1		High_active		High_active		High_active		High_active		High
⋮		⋮		⋮		⋮		⋮		⋮
40		High_active		Low_active		Med_active		Inactive		Low
⋮	<i>if</i>	⋮	<i>and</i>	⋮	<i>and</i>	⋮	<i>and</i>	⋮	<i>then</i>	⋮
49		High_active		Inactive		High_active		High_active		Off
⋮		⋮		⋮		⋮		⋮		⋮
97		Med_active		Med_active		Inactive		Inactive		Med

Table 3. Rules for the intention detection of ulnar deviation

Rule	<i>if</i>	w_e_center	<i>and</i>	w_f_center	<i>and</i>	u_d_center	<i>and</i>	f_f_center	<i>then</i>	Intention of ulnar deviation
3		High_active		High_active		High_active		Low_active		High
4		High_active		High_active		High_active		Inactive		High
5		High_active		High_active		Med_active		High_active		Med
⋮	<i>if</i>	⋮	<i>and</i>	⋮	<i>and</i>	⋮	<i>and</i>	⋮	<i>then</i>	⋮
76		Med_active		High_active		Low_active		Low_active		Low
⋮		⋮		⋮		⋮		⋮		⋮
81		Med_active		High_active		Inactive		Inactive		Off

Table 4. Rules for the intention detection of finger flexion

Rule	<i>if</i>	w_e_center	<i>and</i>	w_f_center	<i>and</i>	u_d_center	<i>and</i>	f_f_center	<i>then</i>	Intention of finger flexion
6		High_active		High_active		Med_active		Med_active		Med
7		High_active		High_active		Med_active		Low_active		Low
8		High_active		High_active		Med_active		Inactive		Off
⋮	<i>if</i>	⋮	<i>and</i>	⋮	<i>and</i>	⋮	<i>and</i>	⋮	<i>then</i>	⋮
29		High_active		Med_active		Inactive		High_active		High
⋮		⋮		⋮		⋮		⋮		⋮
64		High_active		Inactive		Inactive		Inactive		Off

Table 5. Rules for intention detection of forearm resting

Rule	<i>if</i>	w_e_center	<i>and</i>	w_f_center	<i>and</i>	u_d_center	<i>and</i>	f_f_center	<i>then</i>	Intention of resting forearm
1		High_active		High_active		High_active		High_active		Off
2		High_active		High_active		High_active		Med_active		Off
3		High_active		High_active		High_active		Low_active		Off
⋮	<i>if</i>	⋮	<i>and</i>	⋮	<i>and</i>	⋮	<i>and</i>	⋮	<i>then</i>	⋮
65		Med_active		High_active		High_active		High_active		Off
⋮		⋮		⋮		⋮		⋮		⋮
256		Inactive		Inactive		Inactive		Inactive		High

Med, Low, Off)이 중복되는 경우가 발생하지만 가중치의 크기는 서로 다르기 때문에 최종 비퍼지화(Defuzzification)과정에서 각 동작 의도의 강도로 나타나게 되며 최종판별에 영향을 미치게 된다.

3.4 비퍼지화(Defuzzification)

본 논문에서는 상박에 부착된 센서들로부터 측정된 근전도 신호는 퍼지화와 규칙평가 단계를 거쳐 각 동작의 강도를 나타내는 Low, Med, High, Off의 이름들을 가지게 되며, 각각의 이름들은 가중치를 가지게 된다.

비퍼지화 과정에서는 규칙평가 과정에서 발생하는 출력들로부터 각 동작별 최종 강도를 계산하게 된다. 이 과정은 비퍼지화 기법에 의해서 이루어지는데, 본 연구에서는 식 (4)로 정의되는 가중평균(Weighted Average) 기법이 사용되었다.

$$x_k = \frac{\sum_{i=1}^{\text{Number of activated rules}} (m^i \times w^i)}{\sum_{i=1}^{\text{Number of activated rules}} m^i} \quad (4)$$

여기서 x 는 비퍼지화된 최종 강도이며, m 은 규칙평가 단계에서 도출된 출력변수의 가중치들을 나타내며, w 는 비퍼지화 단계에서 출력신호를 구분 짓는 High, Med, Low, Off의 가중치들로서 출력 멤버함수에서 해당되는 영역의 중심 값을 나타낸다. Fig. 5는 본 연구에서 사용된 출력 멤버함수들을 보여준다. Fig. 5(a)는 상박의 4가지 동작을 판별하기 위해 사용된 멤버함수의 경우 High, Med, Low, Off의 해당영역의 중심 값은 각각 $0, x_1, x_2, x_3$ 이다. Fig. 5(b)는 상박의 휴식을 판별하기 위해 사용된 멤버함수의 경우 High, Med, Off의 해당영역의 중심값은 각각 $0, x_4, x_5$ 이다.

EMG 신호의 크기는 측정 대상자의 신체적 특징에 따라 다르기 때문에 알고리즘의 보정이 필요하다. 본 연구에서는 비퍼지화 과정에서 멤버함수의 중심값들을 조정하여 동작의도의 판별이 최적화 되도록 조정하였다. 비퍼지화 함수에서 x_1, x_2, x_3 은 0.5, 1, 2로 x_4, x_5 는 1, 2로 초기화 시킨 다음 측정 대상자의 동작 의도 판별이 최적화 되도록 각 함수의 중심값들

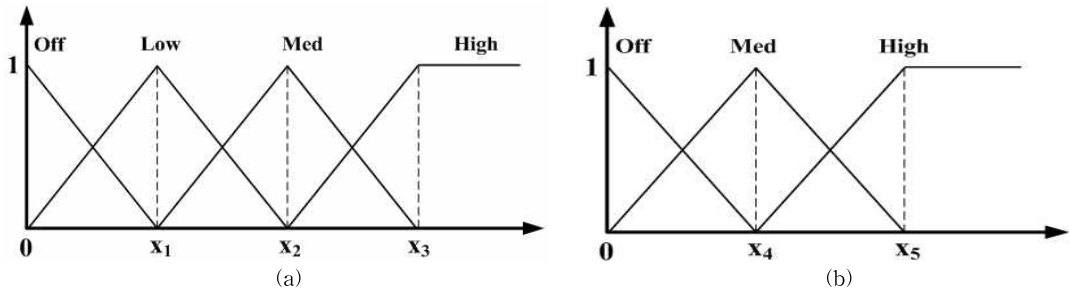


Fig. 5. Output membership functions, (a) Output membership function for movement detection of forearm, (b) Output membership function for resting detection of forearm.

을 조정하였다. Table 6은 본 연구에서 동작 의도 판별의 최적화를 위해 사용된 멤버함수 중심값들을 보여준다.

3.3장에서 사용된 예를 비퍼지화 단계에 적용할 경우, 규칙평가 단계의 출력 Intention of wrist extension = {High(0.5), Med(0.5)}로부터 식(5)의 결과를 얻을 수 있다.

$$Intention\ of\ wrist\ extension = \frac{0.5 \times 2.2 + 0.5 \times 1.1}{0.5 + 0.5} = 1.65 \quad (5)$$

중심값의 개수(c) 만큼 계산 과정이 반복이 되기 때문에 멤버함수들과 식(4)에 의해서 계산된 동작별 최종강도는 각각의 센터값들에 대응한 c개의 출력 중에서 최대값으로 선택된다. 상박의 동작의도를 나

Table 6. Center values of defuzzification membership functions

	Wrist extension	Ulnar deviation	Finger flexion	Wrist flexion	Off state
x1	0.6	0.6	0.2	0.5	-
x2	1.1	1.1	0.3	1	-
x3	2.2	1.2	0.6	2	-
x4	-	-	-	-	1
x5	-	-	-	-	2

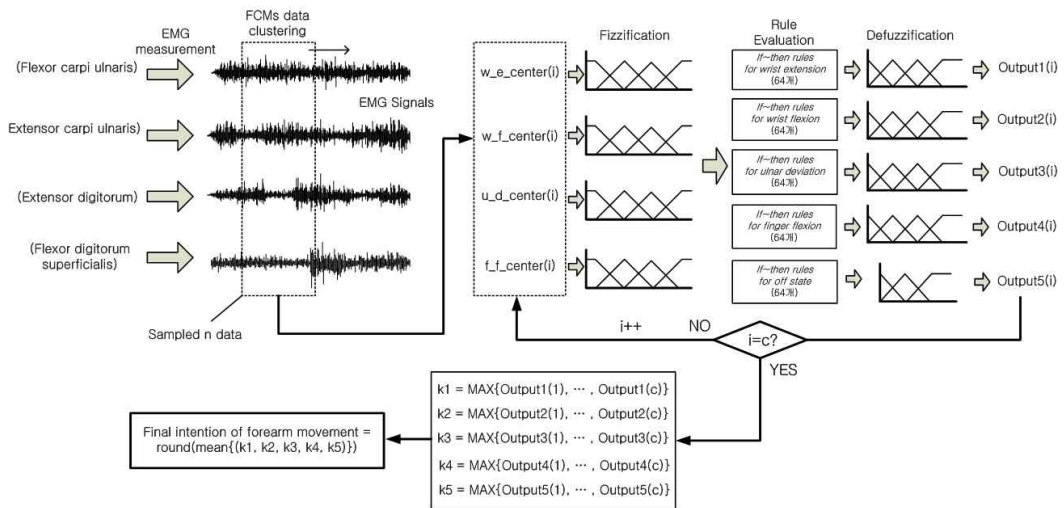


Fig. 6 Flowchart of data process in the fuzzy system.

타내는 최종 출력은 동작별 5개의 최종강도들의 평균값으로 결정되며, 동작의도를 그래프로 표현하기 위해 off 상태의 경우 '1', 손목 펴 동작의 경우 '2', 자쪽 편위 동작의 경우 '3', 손가락 굽힘 동작의 경우 '4', 손목 굽힘 동작의 경우 '5'로 출력이 표현되도록 시스템을 구성하였다. Fig. 6은 동작의도 판별을 위한 시스템의 데이터 처리 과정을 도식화하여 보여준다.

4. 결과 및 고찰

Fig. 7은 손목 펴 동작을 하는 동안 상박에 위치한 4개의 근육들, 손목 굽힘근 (Flexor carpi ulnaris), 손목 펴근 (Extensor carpi ulnaris), 손가락 펴근 (Extensor digitorum), 손가락 굽힘근 (Flexor digitorum superficialis)들을 둘러싸고 있는 피부 표면으로부터 측정된 EMG 신호들(Fig. 7 A~D)과 이에 대응하여 피지 알고리즘으로부터 판별된 동작 의도(Fig. 7 E)를 보여준다. 약 4초간의 휴식 이후에 8초간 손목 펴 동작을 하는 동안 EMG 신호가 활성화됨을 볼 수 있으며, 손목과 손가락을 펴게 하는 근육들로부터의 신호들 (Fig. 7 A and B)의 크기가 상대적으로 큼을 볼 수 있다. 이는 신경을 통하여 근육에 전달되는 전기신호 (Action potential)가 근육을 수축시키기 때문에 손목 펴 동작 동안 손목 펴근과 손가락 펴근의 수축에 의해서 EMG 신호가 활성화 된다.

Fig. 7 C 와 D에서 약 8초간의 동작 이후에 손목을 원래 상태로 되돌리기 위해 굽힘 동작을 하는 동안 EMG 신호가 약 1초간 활성화됨을 볼 수 있으며, 약간의 굽힘 동작을 위해 손목 펴근과 손가락 펴근의 수축으로부터 발생하는 현상이다.

Fig. 7 E는 측정된 EMG 신호들로부터 판별된 상박의 동작의도를 보여준다. 동작의도를 그래프로 표현하기 위해 off 상태의 경우 '1', 손목 펴 동작의 경우 '2', 자쪽 편위 동작의 경우 '3', 손가락 굽힘 동작의 경우 '4', 손목 굽힘 동작의 경우 '5'로 그래프 상에서 점으로 표시될 수 있게 하였다. Fig. 7 E는 손목 펴 동작에 대한 분류 결과이기 때문에 실험 대상자가 동작을 하는 시간(4초~12초)동안 그래프 상에서 '2'로 표현될 경우 분류가 바르게 되었음을 보여준다. 그 외의 구간에서는 실험 대상자의 상박이 휴식을 취하고 있기 때문에 '1'로 표현될 경우 분류가 바르게

되었음을 보여준다. Fig. 7 E의 결과로부터, 상박의 휴식과 손목 펴 동작의 판별이 잘 이루어지고 있음을 볼 수 있으며 손목 펴 동작에서 휴식 상태로 돌아오는 과정에서 자쪽 편위 동작이 출력으로 나타남을 볼 수 있는데, 이는 앞서 설명한 손목 펴근과 손가락 펴근의 수축에 의해서 발생하는 EMG 신호들의 영향 때문으로 사료된다.

Fig. 8은 자쪽 편위 동작을 하는 동안 상박에 위치한 4개의 근육들에 의해서 측정된 EMG 신호들(Fig. 8 A~D)과 이에 대응하여 피지 알고리즘으로부터 판별된 동작 의도(Fig. 8 E)를 보여준다. EMG 신호 측정의 샘플링 주파수가 1 kHz 이기 때문에 동작이 이루어지는 8초간 8000개의 데이터를 수집하게 된다. 피지 클러스터링(FCMs)에서 데이터 클러스터가 128개의 데이터로 이루어져 있기 때문에 상박의 움직임이 발생하는 동안 피지시스템의 출력은 그래프 상에서 약 63개의 점으로 표현되어 진다. 본 논문에서는 판별의 정확성을 표현하기 위해 모수 63에 대한 정확한 판별의 개수를 백분율로 표시하였다. Fig. 8의 경우, 12초 지점 부근에서 손목 펴 동작('2'로 표시)으로 표시되어 분류상의 오류가 발생하였기 때문에 약 97%의 판별 정확성을 보이고 있다.

Fig. 9은 손가락 굽힘 동작을 하는 동안 측정된 EMG 신호들(Fig. 9 A~D)과 이에 대응하여 피지 알고리즘으로부터 판별된 동작 의도(Fig. 9 E)를 보여준다. 결과로부터 동작 의도 판별에 약 65%의 정확성을 보이고 있다. 오차의 절반 이상은 동작의도를 손목 굽힘 동작으로 판별하여 발생하였으며 나머지는 자쪽 편위 동작으로 판별하여 발생하였다. 손가락 굽힘근과 손목 굽힘근의 위치가 해부학적으로 인접하기 때문에 손가락 굽힘 시에 발생하는 EMG 신호와 손목 굽힘근과 손가락 펴근에서 측정되는 EMG 신호들의 간섭에 의해 발생하는 오차로 사료된다.

Fig. 10은 손목 굽힘 동작을 하는 동안 측정된 EMG 신호들(Fig. 10 A~D)과 이에 대응하여 피지 알고리즘으로부터 판별된 동작 의도(Fig. 10 E)를 보여준다. 결과로부터 동작의도를 손가락 굽힘으로 판별하여 약간의 오차가 발생하였지만, 대체적으로 95% 이상의 정확성을 보이고 있다.

Fig. 11은 본 논문에서 제안한 동작의도 판별 알고리즘의 효율성을 검증하기 위해 상박에서 연속적으로 발생하는 임의의 동작에 대한 의도 판별의 결과를

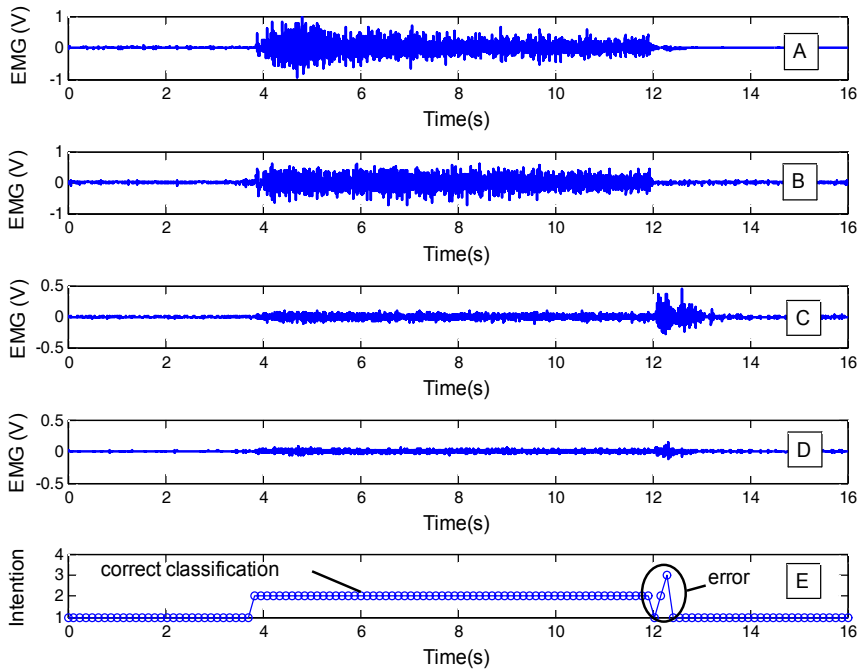


Fig. 7. Intention detection corresponding to EMG signals during wrist extension motion, A: EMG signal from extensor carpi ulnaris, B: EMG signal from extensor digitorum, C: EMG signal from flexor digitorum superficialis, D: EMG signal from flexor carpi ulnaris, E: Intention of forearm movement

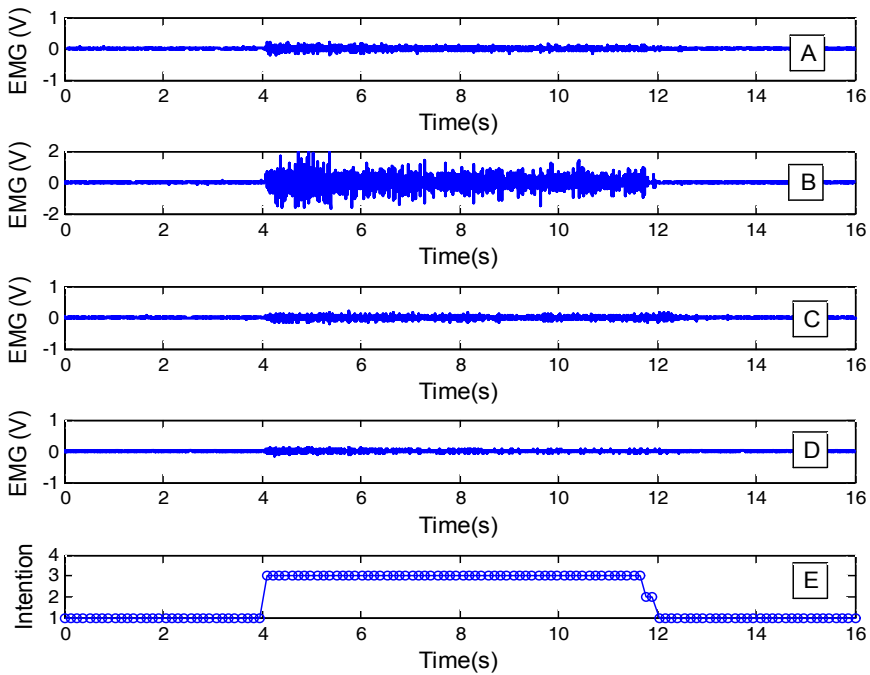


Fig. 8. Intention detection corresponding to EMG signals during ulnar deviation motion, A: EMG signal from extensor carpi ulnaris, B: EMG signal from extensor digitorum, C: EMG signal from flexor digitorum superficialis, D: EMG signal from flexor carpi ulnaris, E: Intention of forearm movement

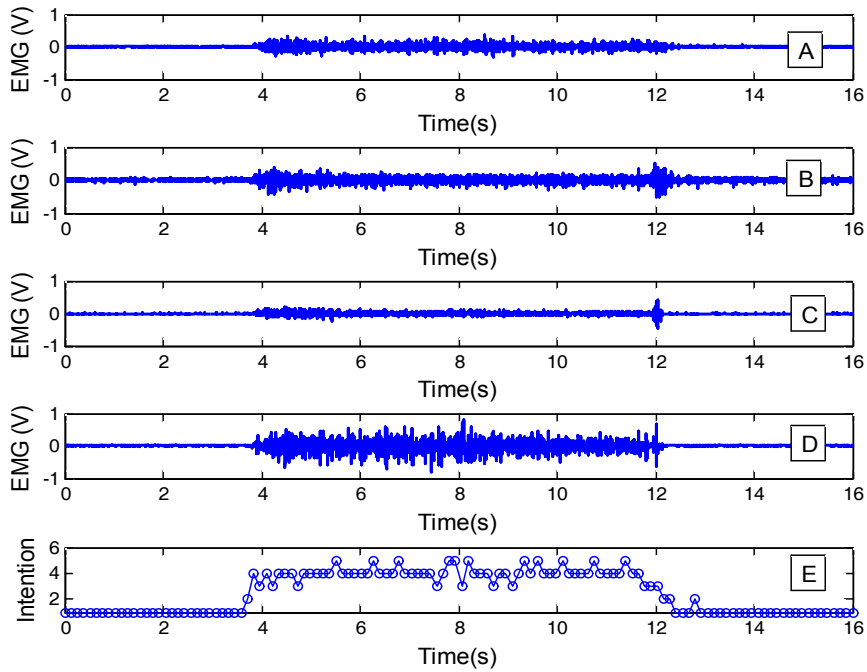


Fig. 9. Intention detection corresponding to EMG signals during finger flexion motion, A: EMG signal from extensor carpi ulnaris, B: EMG signal from extensor digitorum, C: EMG signal from flexor digitorum superficialis, D: EMG signal from flexor carpi ulnaris, E: Intention of forearm movement.

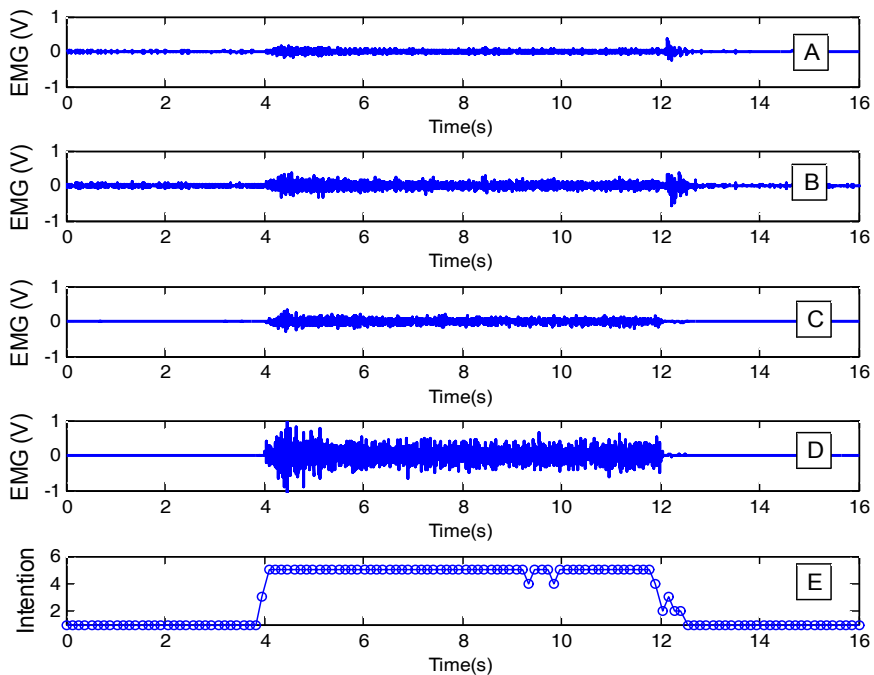


Fig. 10. Intention detection corresponding to EMG signals during wrist flexion motion, A: EMG signal from extensor carpi ulnaris, B: EMG signal from extensor digitorum, C: EMG signal from flexor digitorum superficialis, D: EMG signal from flexor carpi ulnaris, E: Intention of forearm movement

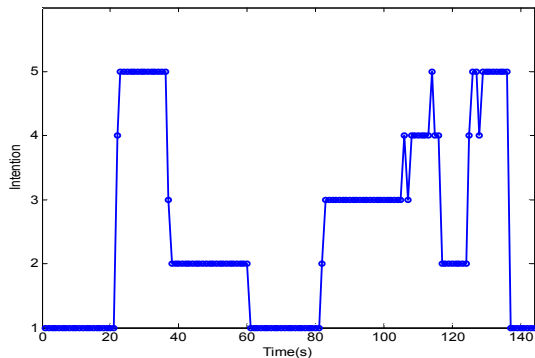


Fig. 11. Intention detection corresponding to random motion of forearm.

보여준다. 상박 동작의 순서는 휴식, 손목 굽힘, 손목 펴, 휴식, 자쪽 편위, 손가락 굽힘, 손목 펴, 손목 굽힘, 휴식 순서이며, EMG 신호들에 대응하여 동작의 판별이 성공적으로 이루어 졌음을 볼 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 퍼지 클러스터링(FCMs: Fuzzy C-Means Clustering) 기법을 사용하여 샘플링된 EMG 신호들의 중심 값들을 추출하고 퍼지화, 규칙평가, 비퍼지화 단계의 처리과정을 통하여 손목 펴, 자쪽 편위, 손가락 굽힘, 손목 굽힘으로 구성된 4가지 동작 의도를 판별할 수 있는 신호처리 알고리즘을 설계하였다.

동작 의도를 판별하는 과정에서 순수 퍼지 이론만을 사용하여 전체적인 판별 시스템을 구성하였으며 규칙 평가 단계에서 체계적인 다수개의 규칙들을 구성하여 전체적으로 90% 정도의 판별 정확성을 보였다. 본 연구에서 제안한 방법은 두 가지 이상의 알고리즘들이 복합적으로 결합된 다른 판별 알고리즘에 비해 비교적 단순한 방법으로서 실제 재활 분야에 적용할 경우 적용이 용이할 것으로 사료된다.

측정 대상자에 따라 달라지는 EMG 신호의 특성에 대응하여 제안된 퍼지 시스템의 판별 정확성을 높이기 위해서 측정 대상자에 따른 시스템의 보정이 필요하다. 퍼지 시스템의 판별 성능은 FCMs 클러스터링 과정에서 사용된 중심값의 개수, 퍼지 지수 가중값, 퍼지 시스템의 입출력 멤버함수, 퍼지 규칙들에 의해 달라지며, 본 연구에서는 EMG 신호의 보정을 위해 출력 멤버함수의 중심값 조정 방식을 사용하

였다.

실험 대상자의 EMG 신호로부터 손목 펴, 자쪽 편위, 손목 굽힘 동작에 대한 의도 판별은 95% 이상의 정확성을 보였다. 비교적 낮은 정확성을 보였던 손가락 굽힘 동작에 대한 의도 판별은 향후 EMG 신호의 특성을 나타내는 새로운 변수를 규칙 평가 단계에 적용하여 알고리즘의 성능을 향상시킬 계획이다. 또한 다양한 실험 대상자들로 부터의 결과를 통계화 하여 제안된 알고리즘의 신뢰성을 향상시킬 계획이다.

REFERENCE

- [1] G.J. Lee and J.H. Nam, "A Study on the Electromyography Change for Analysis of Rectus Femoris Muscle Stiffness with Muscle Fatigues," *The Journal of the Korea Institute of Maritime Information & Communication Sciences*, Vol. 14, pp. 2318-2323, 2010.
- [2] M.R. Al-Mulla, F. Sepulveda, and M. Colley, "A Review of Non-Invasive Techniques to Detect and Predict Localised Muscle Fatigue," *Sensors*, Vol. 11, pp. 3545-3594, 2011.
- [3] A.B. Ajiboye and R.F. Weir, "Fuzzy C-Means Clustering Analysis of the EMG Patterns of Six Major Hand Grasps," *Processing of IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, pp. 49-52, 2005.
- [4] A.B. Ajiboye and R.F. Weir, "A Heuristic Fuzzy Logic Approach to EMG Pattern Recognition for Multifunctional Prosthesis Control," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 13, pp. 280-289, 2005.
- [5] S.M. Manea, R.A. Kambilib, F.S. Kazi, and N.M. Singh, "Hand Motion Recognition from Single Channel Surface EMG Using Wavelet & Artificial Neural Network," *Proceedings of 4th International Conference on Advances in Computing, Communication and Control*, Vol. 49, pp. 58-65, 2015.
- [6] K. Kiguchi, T. Tanaka, and T. Fukuda, "Neuro-

- Fuzzy Control of a Robotic Exoskeleton with EMG Signals,” *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 12, pp. 481-490, 2004.
- [7] J. Jung, J. Kwan, and K.S. Rhyu, “A EMG Signal Classification Using Hybrid HMM and MLP Classifier with Genetic Algorithms,” *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 6, pp. 48-57, 2003.
- [8] H. Xie, T. Guo, S. Bai, and S. Dokos, “Hybrid Soft Computing Systems for Electromyographic Signals Analysis: a Review,” *Bio-Medical Engineering*, Vol. 13, 2014.
- [9] H.Y. Chan, Y. Yang, F.K. Lam, Y. Zhang, and P.A. Parker, “Fuzzy EMG Classification for Prosthesis Control,” *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, Vol. 8, pp. 305-311, 2000.
- [10] B. Karlik, M.O. Tokhi, and M. Alci, “A Fuzzy Clustering Neural Network Architecture for Multifunction Upper-Limb Prosthesis,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 50, pp. 1255-1261, 2003.
- [11] Revolutionary Tennis, <http://www.revolutionarytennis.com/wristuse.html> (accessed, Dec., 23, 2015).
- [12] Sports-Related Injuries of the Extensor Carpi Ulnaris, <http://www.rrseducation.com/reviews-index/170-yearly-archive/archive-2014-reviews/2601-sports-related-injuries-of-the-extensor-carpi-ulnaris-mp3> (accessed, Dec., 23, 2015).



박 기 원

미국 South Dakota School of Mines & Technology 박사
 현재: 영산대학교 그린자동차학과 교수
 관심분야: 이온 전도성 폴리머, 수소 연료전지, 자동차메카트로닉스



황 건 용

부산 대학교 기계설계공학 박사
 현재: 영산대학교 그린자동차학과 교수
 관심분야: 전기자동차용 BLDC 모터 설계, FEM을 이용한 전자기시스템 설계, RFID 태그 제조 및 공정 자동화