

근전도 생체 신호를 이용한 지능형 외골격 로봇팔의 구현

The Implementation of the Intelligent Exoskeleton Robot Arm Using ElectroMyogram(EMG) vital Signal

전부일* · 조현찬* · 전홍태**†

Bu-Il Jeon, Hyun-Chan Cho, and Hong-Tae Jeon†

*한국기술교육대학교 전기전자통신공학부

**중앙대학교 전자전기공학부

요 약

본 연구는 사람 팔의 움직임에 따른 신체 발생 신호인 근육의 근전도 데이터를 실시간으로 추출하여 신호 발생에 따른 외골격 로봇 팔의 동작을 통해 제어신호의 유효성을 평가하는데 그 목적이 있다. 지능형 알고리즘에 의해 인간의 인지와 판단의 결과가 팔의 근육을 통해서 제어 가능한 지를 실제 시스템을 구성하여 확인해 보는 것이다. 근육의 수축과 이완에 따른 근전도 센서 데이터는 외골격 로봇 팔을 구동하는 원신호로 사용되며 로봇 구동을 위한 힘을 전달하는 액츄에이터가 인간의 팔의 동작을 모사한다. 이를 위해 아날로그 필터회로와 관련 회로를 설계하여 신호를 추출하였고 시스템의 동작을 위해 DSP컨트롤러를 통한 신호처리과정을 거친 후 지능 알고리즘을 통한 부하의 정확한 예측을 위한 퍼지 논리 알고리즘의 동작을 표현할 수 있는 외골격 로봇 팔을 제작하였다.

키워드 : 근전도 신호, 퍼지 로직 알고리즘, DSP, 필터, 지능형 외골격 로봇 팔

Abstract

The purpose of this study is to estimate a validity of control signal through a design of Exoskeleton Robot Arm's capable of intelligent recognition as a human arm's motion by using realtime processed data of generated EMG signals. By an intelligent algorithm, the EMG output value of human biceps and triceps muscles contraction can be recognized and used for the control over exoskeleton arm corresponding to human's recognition and judgement. The EMG sensing data of muscles contraction and relaxation are used as the input signal from human's body to operate the Exoskeleton Robot Arm thus copying human arm motion. An intelligent control of Exoskeleton Robot Arm is to design the analog control circuit which processes the input data, and then to manufacture an integrated control board. And then abstracted signal is passed by DSP signal processing, Fuzzy logic algorithm is designed for a accurate prediction of weight or load through the intelligent algorithm, and design an Exoskeleton Robot Arm to express a human's intention.

Key Words : EMG signal, Fuzzy Logic Algorithm, DSP, Filter, Exoskeleton Robot Arm

1. 서 론

최근 근전도와 뇌전도, 심전도 등 다양한 생체발생 신호들에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 그 중 근전도 신호의 사용은 인체 공학적 성격이 강하며 장애인이나 노약자들을 위한 보조기구로 사용된다면 의학적 측면이나 스포츠 과학 분야의 스포츠 재활 영역에 기능적으로 활용될 가능성을 가지고 있다. 이러한 근전도는 근육의 양이나 사용자의 상황, 근섬유의 조직이나 특정 동작 여부에 따라 다양한 인체의 정보를 내포하고 있으며 그 신호의 유형을 분석하여 사람의 인지 능력을 가늠할 수 있는 신호로 활용될 수 있다. 특히 인체의 자연 발생 신호라는 점에서 가장 획득이 용이

하고 복잡한 과정이 필요 없이 가장 정확한 인간의 심리적·정신적인 상태를 예측할 수 있다는 장점을 가진다[1]. 근전도는 Electromyogram의 약어로서 EMG로 명명하고 사람의 동작이 일어나는 동안의 근육의 움직임을 보여주는 것으로서 근전도 장비를 통해서 근육에서 발생하는 전기신호를 통해 그 출력 값을 확인할 수 있다. 근전도 신호는 측정은 표면 근전도(SEMG: Surface EMG) 측정 방법을 사용하고 무통증, 비침습적인 방식에 의해 표면에 전극을 부착하여 근육의 운동 단위의 총체적 활동을 정량적으로 분석할 수 있고 신호 추출이 용이한 장점을 가지는 표면 근전도 측정 방법이 연구자들에게 선호되고 있다[1]. 이러한 근전도는 특정 부위의 근육의 움직임에 대한 결과를 예측하여 사람이 인지하는 것보다 먼저 반응한다. 예를 들어, 컴퓨터의 마우스를 클릭할 때 왼쪽과 오른쪽 클릭하는 순서에 따라 그 해당부위의 근육이 수축 또는 이완하게 되고 각각의 움직임의 차이에 따라 무슨 동작을 하고자 하는지에 대해 예측할 수 있다. 이러한 차이는 사람에 따라 다르고 근육의 숙련도와 개인적인 상태에 따라 또는 주변 상화의 온도에 따라 일

접수일자: 2012년 6월 12일

심사(수정)일자: 2012년 10월 7일

게재확정일자: 2012년 10월 8일

† 교신 저자

정한 수치를 보이지 않는데 이러한 수치를 정량화하기 위해서 지능형 알고리즘[2]을 적용한 정밀한 추출 신호의 제어 가 반드시 필요하다.

본 연구에서는 근전도 신호를 이용해 외골격 로봇팔을 효율적으로 제어할 수 있는 지능형 알고리즘과 이를 이용한 외골격 로봇팔의 구현 방법에 대해 제안한다. 이를 위해 우선적으로 아날로그 필터링 기법을 이용한 근전도(EMG: Electromyogram)[2][4] 신호 추출을 실행하였다. 또한 근육의 부하에 따른 변화와 팔의 움직임에 따른 신호의 추출 및 아날로그 필터링 된 신호의 디지털 처리와 제어기 컨트롤을 위해 고속의 데이터 처리가 가능한 DSP(Digital Signal Processing)컨트롤러[3]를 사용하였다. 일련의 과정을 통해 매우 안정적인 제어 효율성을 가진 외골격 로봇팔의 기능을 구현하는데 1차 적인 목적이 있으며 다양한 상황을 예측 가능한 알고리즘으로 구현하여 사용자가 원하는 행동 양식과 요구에 가장 부합할 수 있는 지능적인 제어의 가능성을 확인하고 효율성을 검증하는데 그 궁극적인 목적이 있다.

본 논문은 아날로그 회로설계에 이은 구동 보드의 설계에 이어서 DSP컨트롤러를 이용한 신호 처리 과정과 외골격 로봇 하드웨어 설계, 퍼지 알고리즘에 의한 로봇 컨트롤 부분을 거쳐 실제 제어기의 흐름도에 입각한 실험 결과를 기준으로 결과를 검증 및 효율성을 입증하고 향후 연구의 진행 방향을 모색하는 순으로 구성되었다.

2. 근전도 신호 추출 및 회로설계

2.1 전체 시스템

시스템 구성에 관한 블록 다이어그램을 그림 1과 같이 나타낼 수 있다.

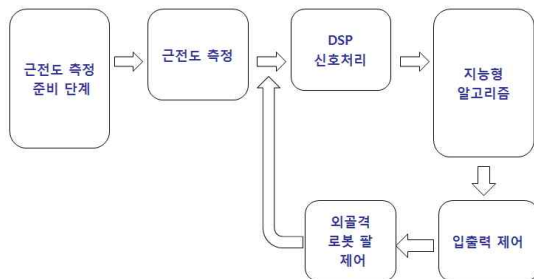


그림 1. 시스템 구성도
Fig. 1. System structure

근전도 측정을 위한 준비 과정을 통해 각각의 측정부위에 전극을 붙이고 신호를 측정하기 위한 회로를 통해 유효한 범위를 가지는 근전도를 추출하고 제어에 필요한 신호를 얻기 위해 신호를 처리하는 과정을 거친 후 지능형 알고리즘의 제어입력 신호를 만들고 알고리즘을 통한 결과 값으로 외골격 로봇 팔을 움직이게 한다.

2.2 근전도 신호를 이용한 무게 예측

근육의 수축에 따른 근전도 신호의 출력은 보편적으로 선형적인 관계를 가지고 있다[4]. 하지만 이 선형성은 근육의 크기와 위치에 따라 다르며 근육의 숙련도에 따라 선형성을 파괴할 수 있다. 이러한 이유로 부하의 무게에 따른 제어효율은 입력으로 사용되는 근육의 현재 상태나 근육의

센싱 위치에 따라 항상 같은 제어 환경의 입력 값을 사용할 때에도 차이가 발생하기 쉽다.

그림 2를 통해서 잘 단련된 근육(녹색)일수록 EMG신호는 서서히 반응하며, 비숙련된 근육이거나 쇠약해지고 피로도가 높은 근육(적색)일수록 EMG신호는 상반된 반응성을 보임을 알 수 있다[1]. 또한 근전도의 신호 특성상 근육 활성화와 비활성화의 수치, 정량적인 분석의 모호함에 기인하여 정성적인 분석에 따른 출력 신호의 사용이 일반화되어 있다는 사실 또한 퍼지 제어의 필요성 및 적합성을 보여주는 근거이다.

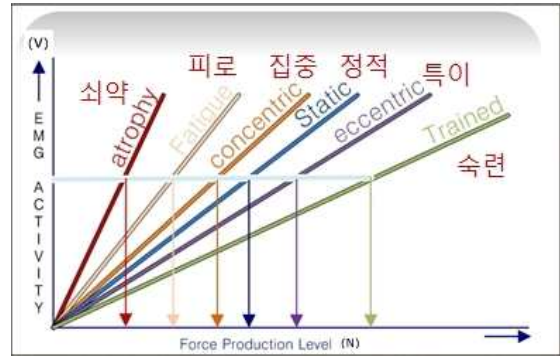


그림 2. 사용자에 따른 근전도 신호의 크기 변화
Fig. 2. The variation of EMG signal about an user

2.3 신호 추출 및 회로설계

신호를 추출을 위해 이두근과 삼두근에 전해질이 묻어 있는 전극을 부착하여 전기적 신호를 추출할 수 있다. 신호 추출을 위해 사용되는 전극은 바이폴라 스냅 전극(2-pole Electrode Shield Cable)이고 전극을 1회용 Ag/AgCl(은/염화은) pre-gelled 전극에 연결하여 추출하고자 하는 근육 부위에 부착해 근육의 근전도를 측정한다[5]. 근전도 신호를 측정하여 메인 프로세서로 입력되기까지의 과정은 다음의 그림 3과 같으며 근신호의 입력력 변수 및 전체 시스템을 제어하기 위해 설계된 컨트롤 보드는 그림 4와 같다.

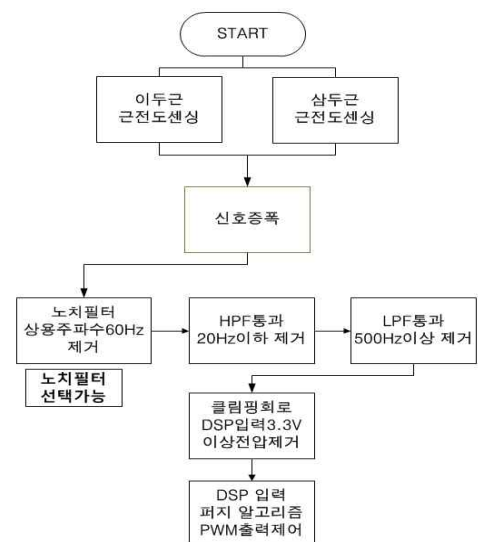


그림 3. EMG 신호 추출 및 처리 과정
Fig. 3. EMG signal abstraction & processing

바이폴라 스냅 전극 연결 커넥터를 통해 들어온 근전도 정보는 실제로 수 마이크로V(μ V)에서 수십 밀리V(mV)에 이르는 아주 낮은 전압 값을 가지므로 시스템의 입력으로 사용하기 위해서는 적절한 이득을 가지는 값으로 증폭해야만 사용 가능한 입력으로 그 가치를 가질 수 있다. 증폭기를 거쳐 증폭된 신호는 일정 레벨의 주파수 범위를 가진 필터 회로를 거쳐야만 근전도 원신호에 가까운 신호 레벨을 얻을 수 있다. 일반적으로 근전도 측정기를 설계하는 데 있어서 대역통과 필터를 사용하는데 여기에 노치필터로 상용 주파수를 제거하는 과정을 거치게 되나 상용주파수인 60Hz의 주파수를 제거함에 있어서 실제 근전도 원신호의 주파수 범위는 약 10~500Hz 사이인데 이때 제거된 60Hz의 상용 주파수에 실제 근전도 정보가 포함하고 있는 원신호의 60Hz대의 신호를 제거할 수 있으므로 일반적으로 사용되지는 않는다. 이에 본 연구에서 사용한 필터는 노치필터의 사용여부를 하드웨어적으로 컨트롤 할 수 있도록 점퍼를 사용하였고, 그 효과를 확인할 수 있도록 필터 회로를 제작하였다. 대역 통과 필터는 기본적으로 3가지의 필터의 특성을 갖는 필터를 직렬로 연결하여 구성하였는데 그 순서는 노치필터, 하이패스 필터, 로우패스 필터의 순으로 구성하였고 노치필터는 60Hz의 상용주파수를 제거하고 하이패스 필터는 20Hz이상의 주파수만을 통과시키며 로우패스 필터는 약 600Hz이하의 주파수만을 통과시킬 수 있도록 각각의 입출력을 조절하였다. 실제 회로를 제작한 후 시스템 제어 CPU의 입력 전압 레벨을 제한하기 위한 클램핑 회로를 부가했다. 시스템 제어 CPU는 DSP 컨트롤러인데 이 칩의 입력 전압이 3.3V까지로 제한되기 때문에 3.3V이상의 전압이 인가되지 않도록 클램핑 회로를 달아 갑자기 허용 전압 이상의 전압 레벨이 입력되어 칩에 문제가 생기는 것을 방지하였다.

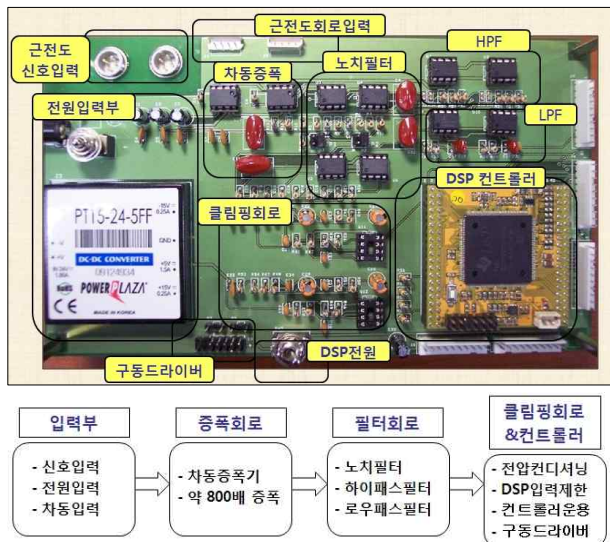


그림 4. 시스템 컨트롤 보드 기능 및 구성
Fig. 4. Function of system control board & composition

그림 4의 근전도 신호 입력부를 통해 들어온 신호는 차동 증폭회로를 거쳐 노치/하이패스/로우패스 회로[6]를 통해 제한적 필터링 과정을 거친다. 이 신호는 컨트롤러를 통해 정해진 알고리즘과 프로그램에 따라 연산 및 처리되어 구동드라이버와 연결된 액추에이터의 제어신호를 출력한다.

3. 신호의 제어 및 로봇 시스템 설계

외골격 로봇 팔을 제어하기 위해 TMS320C2812프로세서[3]가 장착된 보급형 모듈을 사용했다. DSP모듈은 하나의 부품화 되어있어 시스템 설치가 용이하고 DSP모듈 중에서도 가장 많이 보급되어 그 성능과 신뢰성이 확인된 프로세서이다. 신호의 처리과정은 그림 5와 같다.

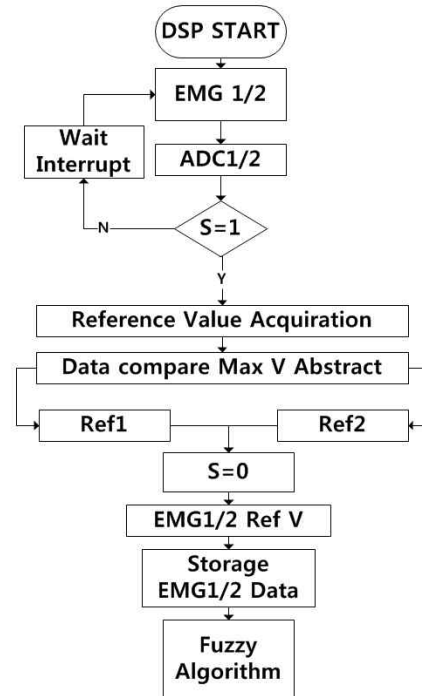


그림 5. 근전도 데이터 신호처리
Fig. 5. Signal processing of an EMG data

입력된 EMG1/2의 이두근과 삼두근의 아날로그 신호레벨을 1차적으로 ADC1/2를 통해 실시간으로 디지털화한 후 일정한 분해능을 가지도록 샘플링 주기를 정해준다. 정해진 주기와 분해능에 따라 변환되는 신호는 레퍼런스 근전도 값(Reference Value Acquisition)을 정하기 위해 일정 시간 동안 값의 평균값의 최대값을 저장하고 레퍼런스 값을 기준으로 다음 들어오는 근육의 센싱 값을 읽어 들일 준비를 한다. 여기에서 레퍼런스 근전도는 현재 사용자의 상태를 대표하는 근육의 수치를 나타내고 이 레퍼런스 값은 현재 사용자의 근육 상태 및 환경적인 제한 요소에 따른 근전도의 신뢰성을 보완하는 역할을 한다. 이렇게 변환된 신호는 다음 장에 이어질 퍼지 알고리즘에 따라 각각 입출력의 형태를 결정하게 되고 퍼지 알고리즘에 의해 연산된 출력을 통해 하드웨어 적으로 연결된 모듈 내부의 입출력 핀으로 값을 전달 받고 이 값에 따라 PWM 출력 신호 값을 결정하게 된다. 데이터의 출력 신호는 입력 데이터 값의 퍼지 추론 값에 따라 1단계부터 10단계까지 나타나며 출력 신호의 값은 액추에이터의 구동 전압인 24V의 전압 값을 비교 레지스터 값의 변화에 따라 액추에이터를 구동한다. 한 번의 동작의 끝은 첫 번째 입력 연산 후 만약 멈추는 의지의 근전도 신호가 입력되는 순간 다음 동작을 위해 대기하게 되는데 이 때 시스템의 출력은 잠시 멈추게 된다. 그 다음의 새

표 1. 초기 입력 계산값
Table 1. The Calculated data for initial input

Fuzzy input0_M	119.5	233.3	500.4	946	1242.5	1809.4	2293.9	2293.9	2692.6	2848.3	차이
Max0 - reference0	193	460	626	1071	1449	2019	2288	2637	3082	3172	
Min0 - reference0	32	63	378	704	995	1583	1982	2094	2337	2448	
Fuzzy input1_M	63	203.6	361.3	507.8	772.8	1212.7	1493.1	1804.6	2259.9	2493.7	차이
Max1 - reference1	111	353	469	700	902	1328	1683	1991	2445	2793	
Min1 - reference1	-2	77	176	365	651	1016	1313	1513	2011	2311	

로운 신호레벨이 감지되면 1차 출력에 대한 비교과정을 거쳐 다음 로봇 팔의 출력을 더 올릴 것인지 내릴 것인지에 대해 판단하고 다음 출력 값을 계산하게 된다. 그림 5는 DSP칩 내부 데이터의 입출력 흐름을 보이고 있다.

4. 부하의 무게 예측을 위한 퍼지 제어기 구현

4.1 근전도 신호를 통한 부하 예측

근전도 신호를 제어하기 위해서 먼저 실제 사람의 근전도 신호가 무게에 따라 어떻게 변하는 지와 어떤 값을 가지는 지에 대해 실제 데이터를 추출하는 작업이 선행되어야 한다. 이를 위해 사전에 제작한 근전도 신호 추출 및 필터링 회로를 통해 동작에 따른 이두근과 삼두근의 근전도가 무게에 따라 어떻게 변하는 지에 관해 실험을 한 후 결과를 정량화하여 근신호제어 알고리즘의 기준으로 사용하였다. 실험은 각각 0Kg에서 9Kg까지의 부하별로 각각 10회에 걸쳐 센싱 값을 추출한 후 각각의 조건별로 레퍼런스 근전도 값과 그에 따른 출력 데이터를 정리해 표1과 같이 입력 멤버십 함수로 이용할 데이터를 얻었다.

이두근과 삼두근의 실험에 의한 근전도 값은 각각의 입력 변수를 결정하고 표 1에서 확인되는 계산값에 의해 입력 변수에 따른 출력을 결정한다. 이두근과 삼두근의 퍼지 입력의 언어 변수는 다음의 표 2와 표 3과 같이 결정하였다.

표 2. 퍼지 입력의 언어 변수
Table 2. Linguistic variation of fuzzy input

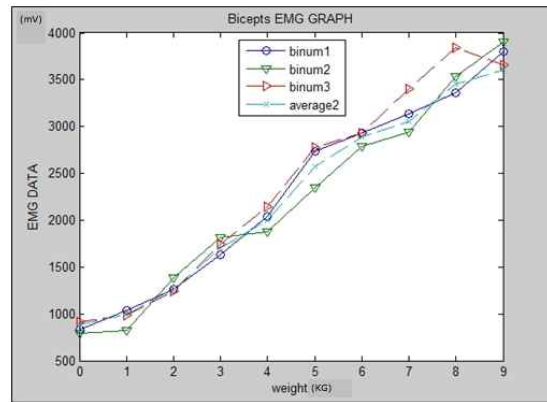
Input1	VL1	RL1	RM1	RH1	VH1
Meaning	Very Low 1	Regular Low 1	Regular Middle 1	Regular High 1	Very High 1
Input2	VL2	RL2	RM2	RH2	VH2
Meaning	Very Low 2	Regular Low 2	Regular Middle 2	Regular High 2	Very High 2

표 3. 퍼지 출력 언어 변수 및 출력 형태

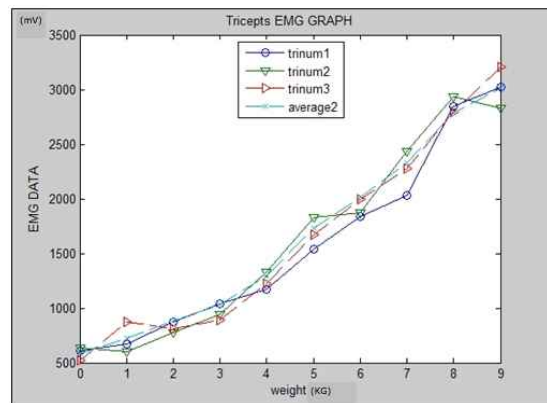
Table 3. Linguistic variation of Fuzzy output & output formation

Output	KG0	KG1	KG2	KG3	KG4	KG5	KG6	KG7	KG8	KG9	KG9 over
Meaning	Kilogram 0~ over9										
Actuator	PWM 0	PWM 1	PWM 2	PWM 3	PWM 4	PWM 5	PWM 6	PWM 7	PWM 8	PWM 9	PWM 10
Direction	none	right									
Weight	0	0~1	1~2	2~3	3~4	4~5	5~6	6~7	7~8	8~9	9 over
Motion	STO P	UP	UP	UP	UP	UP	UP	UP	UP	UP	UP

각각의 데이터들 중 평균 근전도와 3가지 경우의 이두근과 삼두근의 근전도 출력 데이터를 그림 5와 같이 나타낼 수 있다. 각각의 binum_N과 trinum_N은 근전도의 부하에 따른 결과값으로 average 값에서의 격리도를 보여주며 부하의 선형적 특징을 가지나 값이 일정한 범위를 가지고 출력되는 성향을 보여주고 근육에 따라 개별 근육의 특성을 반영하여 두 근육간의 차이를 보여준다.



(A) 이두근



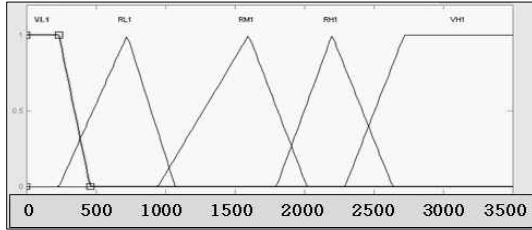
(B) 삼두근

그림 6. 부하에 따른 근육별 출력의 변화
Fig. 6. An each muscle's output change of weight load (A) biceps muscle, (B) triceps muscle

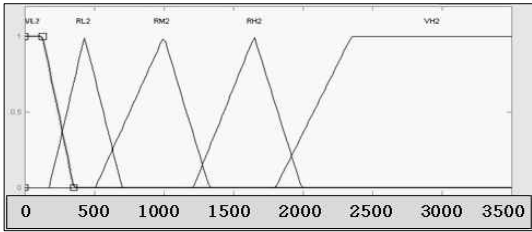
언어 변수에 의한 퍼지 입력의 형태는 각각 이두근과 삼두근에서 트라이앵글러 퍼지숫자(triangular fuzzy number)[7][8]와 사다리꼴 퍼지 숫자(trapezoidal fuzzy num-

ber)[7][8]를 함께 사용하였고 입력 변수의 멤버십 함수는 다음의 그림 6의 (A)와 (B)에서 보여주고 있다

각 입력 멤버십 함수의 시작과 끝 값은 실제 근전도의 부하에 따른 측정값에 근거하여 산출된 근전도 측정 평균 데이터의 최대값과 최소값의 값을 사용하였으며 각 멤버십 함수의 중간 값은 이두근과 삼두근 측정 데이터의 평균값을 표준화하여 결정하였다. 그림 8을 통해 동일한 부하를 들어 올리는 과정에서의 평균적인 출력 값이 이두근이 삼두근에 비해 높게 나타나는 것을 확인할 수 있으며 이는 근육의 활



(A) 이두근



(B) 삼두근

그림 7. 이두근과 삼두근의 멤버십 함수

Fig. 7. Membership function of biceps & triceps muscle (A) biceps muscle, (B) triceps muscle

언어 변수를 정한 후 데이터의 출력을 결정하기 위한 룰 베이스는 다음의 표 4와 같다. 각각의 언어 변수의 크기는 실험 결과 값에 의해 정해진 범위를 기준으로 각각 5단계로 나누어 설정하였고 각각의 출력은 If-Then Rule[8]에 의해 출력 값을 선정하였다.

표 4. 퍼지 룰 베이스

Table 4. Fuzzy rule base

이두근 \ 삼두근	VL1	RL1	RM1	RH1	VH1
	0~460	233~1071	946~2019	1800~2637	2293~
VL2	KG1	KG2	KG3	KG4	KG5
0~353					
RL2	KG1	KG2	KG4	KG6	KG7
176~700					
RM2	KG2	KG3	KG5	KG7	KG8
507~1328					
RH2	KG3	KG4	KG5	KG8	KG9
1212~1991					

출력을 결정하기 위해 본 연구에서는 퍼지 제어시스템에서 가장 널리 사용되는 맘다니(Mamdani)의 최대_최소연산법(Max_Min Method)을 이용하고 아래 식(1)과 같이 추론 과정을 거친다.

$$\mu_c(y) = \bigcup_{i=1}^x [\mu_{a_i}(x1) \wedge \mu_{b_i}(x2) \wedge \mu_{c_i}(y)] \quad (1)$$

성도에 따라 근전도 신호도 보다 가파르게 증가하고 있다는 것을 뒷받침해 주는 근거로 해석할 수 있다.

$$y_0 = \frac{\sum_{j=1}^n (\mu_{y_j}) \times y_j}{\sum_{j=1}^n \mu(y_j)} \quad (2)$$

퍼지 입력을 추론하고 결정된 소속함수의 추론 결과 영역의 중심이 되는 곳을 제어값으로 활용하는 무게중심법(Center-of-gravity method)에 의해 액츄에이터의 입력값인 PWM 생성값을 출력하는 비퍼지화(Defuzzification)의 과정이 식(2)를 통해 수행되며 n은 양자화의 개수를 나타낸다 [7][8].

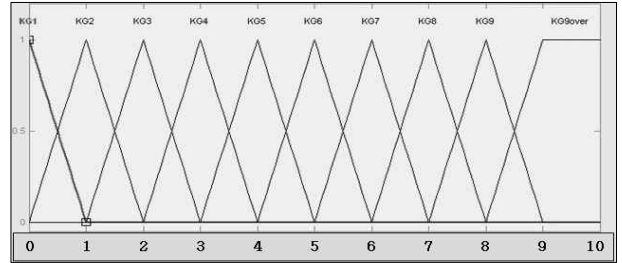


그림 8. 출력 변수의 멤버십 함수

Fig. 8. Membership function of output variation

퍼지 출력은 0부터 9이상의 출력까지 입력 값에 따라 입력에 따른 알파 컷과 무게중심법에 의해 출력을 결정하고 실제 출력을 결정하는 변수로 활용하기 위해 비퍼지화 연산되어 DSP 컨트롤러의 PWM신호의 레지스터의 값을 제어하여 부하의 무게에 따라 부하를 들어 올린다.

4.2 사용자 의지 판단

실시간으로 입력되는 두 근육의 근전도 데이터는 단계별로 적용되어 최초의 근육의 신호가 입력되면 원래의 상태에서 올리는 동작을 수행하고 두 번째 유효한 신호가 검출되면 다시 한 번 퍼지 알고리즘에 따른 출력을 결정한다. 두 번째 입력신호가 들어오면 제어기는 멈춤의 의지로 판단하고 출력의 일시 정지 상태를 감지하고 동작을 멈추고 다음 유효입력신호가 들어오면 첫 번째 입력되었던 근전도 신호와 비교하여 같은 부하를 들어 올리고 있다는 오차 범위 안의 신호로 인식되면 출력 값에 따라 더 들어 올리고 만약 오차 범위를 벗어나 들어 올리는 신호와는 상이한 신호가 입력되었다면 내리는 의지로 판단하고 원상태로 복귀한다.

5. 외골격 로봇팔의 제작 및 결과

실제의 외골격 로봇팔[9][10]은 팔 부분의 프레임과 상체 지지역할을 하는 프레임, 제어회로 및 연결을 담당하는 프레임, 실제 출력을 들어올리는 액츄에이터와 구동 드라이버 모듈로 구성하였다. 또한 실험에서는 상황에 따라 근육의 레퍼런스 값을 갱신하며 시간이 지남에 따라 근전도의 퍼지 입출력 값은 변화하고 출력 값에도 영향을 준다. 이것은 근

신호의 출력 값이 상황에 따라 영향을 받아 그 값이 일정해 지지 않거나 근피로도에 의해 출력되는 근전도 값이 변하기 때문이다.

근전도 신호를 이용한 외골격 로봇 시스템을 구성한 뒤 실험을 시행하였다. 부하에 따라 어느 정도의 정확성을 가지고 근전도 신호의 퍼지 제어 효율을 얻을 수 있는가에 대해 확인하는 것이다. 부하를 무게별로 실험군을 1kg에서 10kg까지 1kg 단위로 구분하여 10가지로 구성된 뒤, 각각의 부하를 순서에 따라 10회 반복하여 외골격 로봇팔이 어느 정도의 정확성을 가지고 부하를 들어 올리고 내리는지 확인하고 부하의 오류 확률 및 횡수(출력 근전도 데이터가 측정 부하의 오차범위 $\pm 1\text{KG}$ 을 벗어나는 횡수와 빈도)를 측정한다.

실험. 부하별 출력 신호 정확도

그림 8의 시스템을 활용하여 1kg~10kg까지의 10가지의 부하에 대한 퍼지제어기의 출력 효율성을 판단할 수 있다 4 절의 근전도 측정과 달리 실험에서는 출력 속도 함수의 9kg이상의 영역을 추가하여 실험하였고, 각각의 출력 값은 퍼지제어기의 출력신호에 대한 비퍼지화에 의한 PWM값의 변환 이전 값이다.

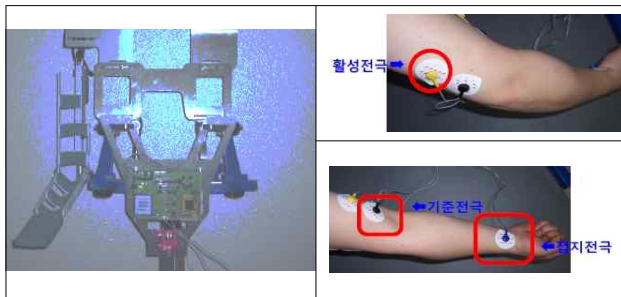


그림 9. 외골격 로봇과 근전도 센싱
Fig. 9. Exoskeleton robot & EMG sensing

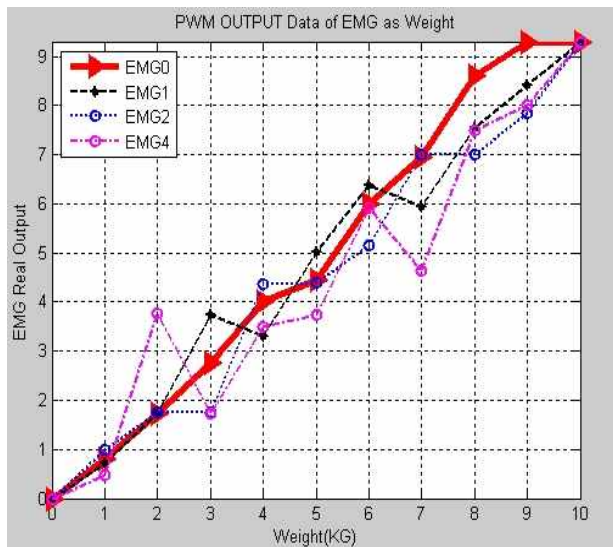


그림 10. 출력 데이터
Fig. 10. Output data

실험을 통해 효율성 면에서 측정 부하에 관해 예측을 $\pm 1\text{KG}$ 초과하는 결과를 제외한 정확도는 약 86%정도로 확

인되었으며 결과를 통해 부하에 따른 근육의 활성도로 부하의 무게를 판단할 수 있다는 가능성을 확인할 수 있었다. 반면 그림 9의 출력 데이터와 같이 EMG0(부하측정 정확도 100%)의 굵은선의 결과에 비해 각각 10/20/40%의 오류를 가지는 실험 부하에 관해서는 다소 선형라인에 벗어나는 결과를 보임을 확인할 수 있었다.

부하에 따른 근전도의 값을 최대한 정확한 범위 내에서 취득 할 수 있다는 것은 올리고 내리고 정지하는 사용자의 모션을 예측할 수 있는 지에 관한 가능성의 정도를 의미한다. 또한 본 논문에서의 효율성의 의미는 퍼지 알고리즘을 사용하였을 때 본 연구의 목적인 실제 부하에 따른 이두근과 삼두근의 근전도 출력 값으로 얼마만큼 정확하게 현재 들고 있는 물체의 부하의 크기를 최대한 오류가 없이 예측할 수 있는가의 정도라고 할 수 있다. 실제의 이두근과 삼두근의 근육의 경우 매우 민감한 반응을 보기 때문에 센싱 값의 변화가 컸던 이유와 전극을 붙이는 위치에 따라서 차이를 보이기 때문에 응답 특성이 다소 떨어지는 필터 회로 자체의 정확도 문제에도 기인하는 것으로 나타났다. 실제로 실험시에 항상 부딪히게 되는 문제로서 입력력 제어 회로의 응답특성과 센싱 전극 위치의 난해성이었다. 근전도 신호의 입력력 값은 같은 부착 위치에 있어서도 항상 다르게 출력되는 물문이며 근전도 패치 역시 일정시간이 지나면 센싱 효율이 떨어지기 때문에 값을 정확하게 추출하기가 상당히 어렵다. 이러한 측면에서 고감도의 효율을 가진 아날로그 필터 회로의 설계가 매우 중요하다.

6. 결론 및 향후 연구

본 연구를 통해 근전도 신호의 유형을 파악하고 생체 신호를 이용해 인간의 의지를 표현할 수 있는 외골격 로봇 팔의 제어신호로서의 활용 가능성과 효율성을 확인할 수 있었다. 명확하게 정의할 수 없는 신호의 비선형성과 모호성 때문에 퍼지 제어기의 필요성과 적합성을 언급했지만 실제로 제어기의 효율을 입증하기 위해서는 제어 신호의 일반화와 정규화 과정이 매우 중요하다. 하지만 제어 신호로서의 활용 가능성을 확인할 수 있었으며 앞으로 향후의 연구를 통해 개선된 시스템에 의해 더욱 효율적인 제어가 가능하다는 결론을 내릴 수 있다.

향후 연구 방향으로 최우선적인 부분은 필터 회로의 안정화와 신호처리 알고리즘의 정밀도를 향상시켜 신호의 보다 정밀하게 제어해야 한다는 점이다. 이를 통해 신호의 출력에 따라 사람의 의지를 더욱 세분화하여 사용자의 의도를 보다 정확하게 판단할 것이며 보다 신뢰성 있는 출력을 갖는 제어기를 설계할 수 있을 것이다. 또한 신호의 정밀도는 근육의 상황에 따른 민감성을 보완하여 신호의 일반화를 통한 범용제어의 가능성을 실현할 수 있다. 이를 위해서는 정밀한 신호 추출 과정에 이어 동작별, 부하별로 나타날 수 있는 근전도의 근육위치에 따른 패턴화[11]가 매우 중요한 연구 목표가 되어야 할 것이다.

References

[1] <http://www.seedtech.co.kr>, "SEED Technology"
[2] Bok-Hee Jin, *Electromyography*, Korea Medical

- Science, 2007.
- [3] A.M. Trzynadlowski, *DSP controllers-An emerging tool forelectric motor drives*, IEEE Ind. Electron. Soc. Newslett, pp. 2-13, 2006.
 - [4] K. Ooe and T. Fukuda, "Development of the artificial larynx with neck EMG signal control," *Int. Symposium on Micro-NanoMechatronics and Human Science*, 2010.
 - [5] <http://www.laxtha.com>, "LAXTHA"
 - [6] Artemiadis, "An EMG-Based Robot Control Scheme Robust to Time-Varying EMG Signal Features," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 14, Issue 3, pp. 582-588, 2010.
 - [7] R. M. Tong, "The Evaluation of Fuzzy Models Derived from Experimental Data," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 4, pp. 1-12, 1980.
 - [8] Witold Pedrycz and Fernando Gomide, *Fuzzy Systems Engineering*, Wiley Interscience, 2007.
 - [9] Heng Cao, "Design frame of a leg exoskeleton for load-carrying augmentation," *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, pp. 426-431, 2009.
 - [10] A. Zoss, H. Kazerooni, A. Chu. "On the mechanical design of the Berkeley Lower Extremity Exoskeleton (BLEEX)," in *Proc. IEEE Int.Conf Intell. Robots Syst.*, Edmonton, pp. 3465-3472, 2005.
 - [11] 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, no. 3, pp. 280-291, 2005.

저 자 소 개



전부일(Bu-Il Jeon)

2009년 : 한국기술교육대학교 정보기술공학부 전자공학 공학사
 2011년 : 한국기술교육대학교 전기전자공학과 전자전공 공학석사
 2011년~현재 : 한국기술교육대학교 전기전자통신공학부 전자전공 박사과정

관심분야 : Fuzzy, Neural Networks, System Control, Robotics

E-mail : jqndlf@kut.ac.kr



조현찬(Hyun-Chan Cho)

1991년~현재 : 한국기술교육대학교 전기전자통신공학부 교수

관심분야 : Fuzzy, Neural Networks, System Control, Robotics

Phone : 041-560-1171

E-mail : cholab@kut.ac.kr



전홍태(Hong-Tae Jeon)

1986년~현재 : 중앙대학교 전자전기공학부 교수

관심분야 : Fuzzy, Neural Networks, System Control, Robotics

Phone : 02-820-5297

E-mail : htjeon@cau.ac.kr