

근전도와 관성센서가 내장된 암밴드를 이용한 실시간 수화 인식 Real-time Sign Language Recognition Using an Armband with EMG and IMU Sensors

김성중*, 이한수, 김종만, 안순재, 김영호

S. J. Kim, H. S. Lee, J. M. Kim, S. J. Ahn, Y. H. Kim

요 약

수화를 사용하는 농아인은 의사소통의 제약에 의해 사회적인 불평등과 금전적 손실을 겪고 있다. 이러한 이유로 본 연구에서는 농아인의 원활한 의사소통을 위해 8개의 근전도와 1개의 관성센서로 구성된 암밴드 센서를 이용하여 실시간으로 미국 수화를 인식하는 알고리즘을 개발하였다. 개발된 알고리즘의 성능 검증은 11명의 피험자를 통해 진행하였으며, 패턴 분류기 학습은 훈련 데이터베이스 크기를 증가시키면서 진행하였다. 실험 결과, 개발된 패턴 인식 알고리즘은 동작 별 20개의 훈련 데이터베이스에서 97%이상의 정확도를 가졌으며, 30개의 훈련 데이터베이스에서 99%이상의 정확도를 보였다. 이를 통해 본 연구에서 제안하는 암밴드 센서를 이용한 수화 인식 알고리즘의 실용성과 우수성을 확인하였다.

ABSTRACT

Deaf people using sign language are experiencing social inequalities and financial losses due to communication restrictions. In this paper, real-time pattern recognition algorithm was applied to distinguish American Sign Language using an armband sensor(8-channel EMG sensors and one IMU) to enable communication between the deaf and the hearing people. The validation test was carried out with 11 people. Learning pattern classifier was established by gradually increasing the number of training database. Results showed that the recognition accuracy was over 97% with 20 training samples and over 99% with 30 training samples. The present study shows that sign language recognition using armband sensor is more convenient and well-performed.

Keyword : Sign Language Recognition, Armband sensor, sEMG, Inertial sensor

1. 서론

접 수 일 : 2016.11.07

심사완료일 : 2016.11.23

게재확정일 : 2016.11.29

* 김성중 : 연세대학교 보건과학대학 의공학부 학사과정
vder1234@ybrl.yonsei.ac.kr (주저자)

이한수 : 연세대학교 보건과학대학 의공학부 학사과정
hsl410@hotmail.com (공동저자)

김종만 : 연세대학교 의공학과 석박통합과정
jmkim0127@ybrl.yonsei.ac.kr (공동저자)

안순재 : 연세대학교 의공학과 석박통합과정
jmkim0127@ybrl.yonsei.ac.kr (공동저자)

김영호 : 연세대학교 의공학과 교수
yhhkim0119@gmail.com (교신저자)

※ 본 연구는 교육과학기술부의 재원으로 지원을 받아 수행된 산학협력 선도대학(LINC) 육성사업의 연구결과입니다.

전 세계 청각장애인구는 약 3억 6천만 명으로 집계되며, 대부분이 의사소통을 위해 수화를 사용하는 농아인으로 보고되었다[1]. 그러나 국가마다 다른 수화 체계와 수화 사용에 따른 의사소통의 제약으로 인해 많은 농아인들이 교육, 문화, 예술, 보건, 의료, 법률 등 삶의 모든 영역에서 사회적인 불평등과 금전적 손실을 겪고 있다[2]. 수화 인식 시스템은 농아인과 일반인 사이의 의사소통을 도와주고 국가마다 다른 수화 체계부터 발생하는 언어 장벽을 해결하여, 위와 같은 문제점 해결에 중요한 역할을 할 것이다[3]. 그리고 수화는 상지 움직임을 이용한 체계적인 의사소통 수단이므로, 수화 인식 기술의 발전은 상지 동작 인식 기반의 인간-컴퓨터 인터페이스(HCI) 기술 연구에서 중요한 역할을 할 것이다 [4].

현재까지의 수화 인식 시스템에 대한 선행연구들은 카메라를 이용한 영상 처리, 장갑형 센서, 부착형 센서를 이용하였다. Dong 등[5]의 연구에서는 카메라와 손 사이의 거리를 이용해서 24개의 미국 수화 알파벳을 90% 이상의 정확도로 분류하였다. Singha 등[6]의 연구에서는 카메라 영상에서 손의 명도와 채도를 통해 24개의 인도 수화 알파벳을 96% 이상의 정확도로 분류하였다. 높은 정확도를 갖고 있음에도 불구하고 영상 기반 수화 인식 시스템은 명암, 배경과 같은 주변 환경 영향을 많이 받고 있으며 카메라 인식 범위라는 좁은 공간적 제한점을 가지고 있다. Francesco 등[7]의 연구에서는 장갑 형태의 센서를 이용하여 실시간으로 3900가지의 동적인 손 모양을 99% 이상의 정확도를 보였으며, Oz 등[8]의 연구는 장갑 센서로부터 얻은 손의 모양과 궤적을 이용하여 50가지 미국 수화 단어를 90% 이상의 정확도로 분류하였다. 장갑형 센서를 이용한 시스템은 수많은 손 동작을 높은 정확도로 다양한 동작을 인식할 수 있다는 장점이 존재하지만 땀으로 인해 장시간 사용할 수 없으며 일상생활에서 맨손을 사용할 수 없다는 제한점을 가지고 있다. Zhang 등[9]의 연구에서는 가속도 센서와 근전도 센서를 이용하여 18개의 손동작을 97% 이상의 정확도로 분류하였으며, Jian 등[10]의 연구에서도 동일한 센서를 사용하여 40개의 미국 수화 단어를 98% 이상으로 분류하였다. 가속도 센서와 근전도 센서를 이용한 상지 움직임 또는 수화를 인식하는 시스템은 높은 정확도와 저렴하다는 장점이 있지만, 이용자가 사용할 때마다 부착 위치가 변화하여 부정확한 성능을 보이며, 일상생활 중에 신체에서 떨어질 수 있다는 단점을 가지고 있다. 이와 같이 수화 인식 시스템을 개발하기 위한 연구는 지속적으로 진행되어 왔으나 실용성을 갖는 수준의 연구가 없었으므로 시장 진출 사례가 없었다.

해외 기술 동향에 따르면 제스처 인식 기술은 반지형, 손목 착용형과 같이 신체 일부에 착용하는 방식으로 접근하고 있으며, 특히 암밴드형 센서를 이용하여 생체신호 기반의 손 모양 인식 기술이 상용화가 진행될 정도로 그 실용성이 존재하였다[11]. 그러나 국내에서는 생체신호 기반의 상지동작 인식 기술에 대한 연구는 거의 없으며, 국내와 해외 모두 암밴드형 센서를 이용한 수화인식 시스템에 대한 연구는 진행되지 않았다. 본 연구의 목표는 암밴드형 센서를 이용한 새로운 방식의 수화인식 시스템을 개발하고 그 성능을 평가하는 것이다.

2. 방법

2.1 실험 장비

본 연구에서는 암밴드 형태의 8채널 건식 3전극 표면 근전도와 9축 관성센서(가속도, 각속도, 지자기)로 구성된 암밴드형 상용 센서(그림 1)[12]를 사용하였다. 이 센서는 근전도 샘플링 주파수가 200Hz이며, 관성 센서 샘플링 주파수는 50Hz이다. 측정된 모든 계측 데이터는 블루투스 통신을 통해 실시간으로 PC에 전송 및 저장되었다. 샘플링 주파수의 증가는 신호 분석에 요구되는 연산 시간을 지연시키며 근전도의 주요 파워 스펙트럼 대역을 포함하는 신호는 더 넓은 주파수 대역에서 동작 분류 정확도 변화량이 매우 작았기 때문에 다소 낮은 샘플링 주파수(200Hz)를 선정하였다.



그림 1. MYO(Thalmic Labs, Canada)

Fig. 1. MYO(Thalmic Labs, Canada)

2.2 신호 처리 과정

본 연구에서 개발한 수화 인식 알고리즘은 훈련 단계와 평가 단계로 구성되어있으며, 그림 2는 본 연구에서 개발한 실시간 수화 인식 알고리즘의 블록 다이어그램을 나타낸 것이다. 두 단계 모두 공통적으로 데이터 획득, 전처리, 근 활성화 및 움직임 구간 정보 획득, 특성 벡터 추출, 특성 벡터 합성이 진행된다. 훈련 단계에서는 특성 벡터의 합성 결과를 이용하여 인공 신경망(Artificial Neural Network) 훈련 과정이 진행된다. 평가 단계에서는 특성 벡터의 합성 결과를 훈련된 인공 신경망 모델에 입력하여 패턴 분류를 진행한다. 이를 통해 인식 결과와 예상 결과를 비교하여 본 알고리즘의 패턴 분류 정확도를 얻었다.

2.2.1 전처리

본 연구에서는 측정된 근전도 신호는 동잡음과 같은 저주파 노이즈를 제거하기 위해 4~100Hz의 밴드패스필터로 필터링하였다. 관성센서에서 측정된

신호 역시 노이즈 제거를 위해 4~25Hz 주파수 대역의 밴드패스 필터를 적용하였다.

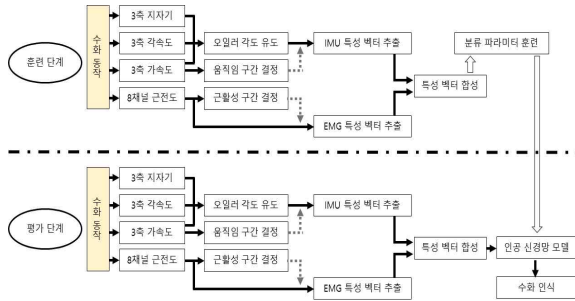


그림 2. 암밴드 센서를 이용한 실시간 수화 인식 알고리즘 블록 다이어그램

Fig. 2. Real-time sign language recognition algorithm block diagram using armband sensor

2.2.2 근 활성화 및 하완 움직임 구간 결정

실시간 수화 동작 인식 시스템에서는 연속적인 동작을 구분하기 위해 자동으로 동작의 시작과 끝을 추출하는 과정이 중요하다. 본 연구에서는 근전도 활성화구간과 관성센서 활성화구간의 세분화를 자동으로 진행하기 위해 각각 8채널 근전도 신호와 3축 가속도 신호를 이용하였다.

그림 3-(a)와 4-(a)는 수화 동작 중 전처리 과정을 통해 필터링된 근전도와 가속도 신호를 나타낸 것이다. 두 신호는 모두 베이스라인 노이즈 때문에 동작의 시작과 끝을 정확히 구분하기에 부적합하다. 본 연구에서는 베이스라인 노이즈 영향을 최소화하기 위해 수식 (1)을 통하여 신호 대 잡음비(SNR)를 증폭시키는 Teager-Kaiser Energy(TKE)를 연산하였다[13]. 수식 (1)에서 S(i)는 입력된 각 채널의 근전도 채널 또는 3축 가속도의 샘플 데이터를 의미한다. 수식 (2)를 통해 3축 가속도의 TKE는 Signal Vector Magnitude(SVM)을 연산하여 1개의 신호로 변환하였다. 그림 3-(b)와 4-(b)는 각 채널의 근전도 TKE와 3축 가속도의 TKE를 나타낸 것이다.

$$TKE(i) = S(i)^2 - S(i+1)S(i-1)^2 \quad (1)$$

$$SVM(i) = TKE_{ACC_x}^2 + TKE_{ACC_y}^2 + TKE_{ACC_z}^2 \quad (2)$$

수식 (3)과 (4)를 통해 8채널 근전도 TKE와 가속도 SVM은 모두 일정한 window 크기로 Root Mean Square(RMS)를 연산하였다. 8채널 근전도 신호는 모든 RMS 값들을 더하여 1개의 신호로 변환하였다. 수식 (3)과 (4)에서 C는 근전도 채널 번호

를 의미하며, L과 M은 근전도와 가속도 각각의 window 크기를 의미한다. Window 크기는 근전도와 가속도 신호 모두 500msec로 정의하였지만 샘플링 주파수가 각각 200Hz와 50Hz이기 때문에 L=100, M=25로 계산하였다.

$$RMS_{TKE}(i) = \sum_c \sqrt{\frac{\sum_{i=L}^{L-1} TKE_c(i)}{L}} \quad (3)$$

$$RMS_{SVM}(i) = \sqrt{\frac{\sum_{i=M}^{M-1} SVM(i)}{M}} \quad (4)$$

그림 3-(c)와 4-(c)는 모든 근전도 TKE의 RMS 합과 가속도 TKE SVM의 RMS를 나타낸 것이다. 근전도 활성화구간과 관성센서 활성화구간의 시작과 끝은 RMS 결과와 각각의 역치 값을 비교하여 구분하였으며, 역치 값은 각각의 피험자마다 다르기 때문에 실험적으로 측정된 이후에 적용하였다.

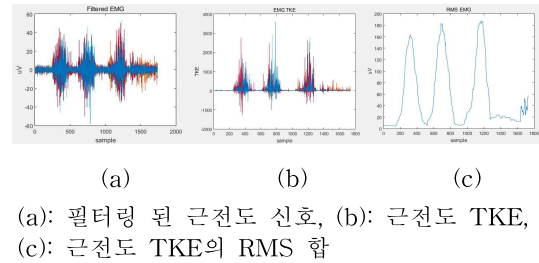


그림 3. 근 활성화 구간을 얻기 위한 신호 처리 과정
Fig. 3. Signal processing to obtain muscle active section

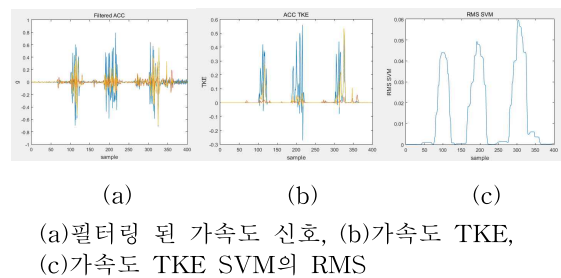


그림 4. 상지 움직임 구간을 얻기 위한 신호 처리 과정
Fig. 4. Signal processing to obtain upper limb movement active section

2.2.3 특성벡터

수화 동작을 인식할 때 사용된 근전도 특성벡터는 근 활성화 구간 내에서 측정된 근전도 신호를 필터링한 후, 수식 (5)를 통해 Mean Absolute Value(MAV)를 연산하여 얻을 수 있었다. 이때 window의 크기는 500msec로 정의했으므로 L=100으로 계산하였다.

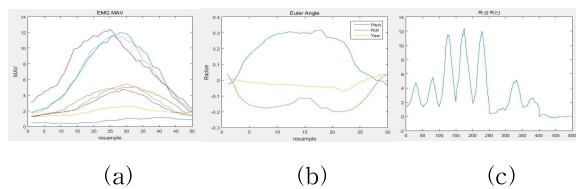
$$MAV_c(i) = \frac{\sum_i^{i+L} |EMG_c(i)|}{L} \quad (5)$$

관성센서 신호의 특성 벡터는 상지 움직임 구간 내에서 오일러 각도 Pitch, Roll, Yaw를 연산하고, 1Hz 하이패스필터를 통해 오프셋을 제거하여 얻을 수 있었다. 오일러 각도는 수식 (6)과 (7)를 통해 관성센서 신호의 3축 가속도(Ax, Ay, Az), 3축 각속도(Gx, Gy, Gz), Z축 지자기(Mz)를 이용하여 계산하였다.

$$\begin{aligned} Pitch(i), Roll(i) = & \\ & 0.98 \times (G_{x,y}(i)dt + G_{x,y}(i-1)) \\ & + 0.02 \times \tan^{-1} \frac{A_{y,x}(i)}{A_{x,y}(i)^2 + A_{z,z}(i)^2} \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} Yaw(i) = & \\ & 0.98 \times (\int G_z(i)dt G_z(i)dt + G_z(i-1)) \\ & + 0.02 \times M_z(i) \end{aligned} \quad (7)$$

그림 5-(a)은 근 활성화 구간에서의 8채널 근전도 MAV를 나타내며, 그림 5-(b)는 상지 움직임 구간에서의 오일러 각도를 나타낸다. MAV과 오일러 각도는 근전도 활성화구간과 상지 움직임 구간의 시간 차이에 의해 샘플 수가 다르기 때문에 일정한 샘플 수로 리샘플링하여 사용하였다. 수화 동작의 특성 벡터는 리샘플링된 8개의 근전도 MAV와 3축의 오일러 각도를 하나의 벡터로 연결하여 정의하였으며, 연결한 신호의 순서는 1번부터 8번까지의 근전도 MAV, 피치, 롤, 요 각도이다(그림 5-(c)).



(a):근전도 MAV, (b):오일러 각도, (c):특성 벡터

그림 5 수화 특성 벡터 획득 과정

Fig. 5. Feature vector acquisition process

2.2.4 신호 패턴 분류

본 연구에서 신호 패턴 분류를 위해 인공 신경망(Artificial Neural Network) 분류기를 이용하였다. 인공 신경망에서 각 뉴런의 분류 파라미터는 MATLAB Neural Network toolbox[14]를 이용하여 얻었으며, 분류 파라미터 훈련은 오류 역전파 학습 알고리즘을 통해 진행하였다.

2.3 정확도 평가 실험

2.3.1 센서 착용 위치

암밴드 센서는 오른쪽 하완에 착용시켰다(그림 6). 센서 배열을 위해 하나의 기준 센서를 요측 수근 굴근(Flexor carpi radialis)의 근배 상단에 위치하도록 착용하였고, 이 센서를 기준으로 나머지 센서는 일정한 간격으로 배치하였으며, 하완근의 둘레 치수는 각 피험자마다 다르기 측정되었기 때문에 각 센서 사이의 간격은 하완 둘레길이를 8등분한 거리로 정의하였다.

2.3.2 실험

본 연구에서 개발한 수화 인식 알고리즘은 근골격계 질환이 없으며 수화를 사용하지 않는 20대 정상인을 대상으로 정확도를 평가하였다. 피험자는 남성 9명과 여성 2명으로, 평균 나이는 25.2(±1.1)세로 모집하였다. 수화 동작은 농아인들이 일상에서 많이 사용하는 미국 수화 단어 20개로 선정하였다(표 1). 각 피험자들은 모든 수화 동작의 특성 벡터를 40개씩 획득하였다. 그림 7은 수화동작 신호를 얻기 위한 실험 환경을 보여준다.

표 1. 수화 단어 선정

Table 1. Select a sign language

No.	단어	No.	단어
1	Hello	11	Love
2	I	12	Bedroom
3	Lunch	13	You
4	Thank you	14	Our
5	Hello	15	Music
6	Nice	16	All
7	Want	17	Today
8	Good	18	Technology
9	Meet	19	Airplane
10	Introduce	20	Friend

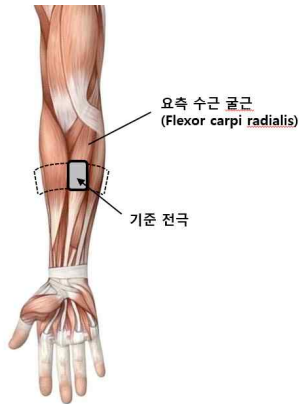


그림 6 암밴드 센서 착용 위치
Fig. 6. Location of the armband sensor

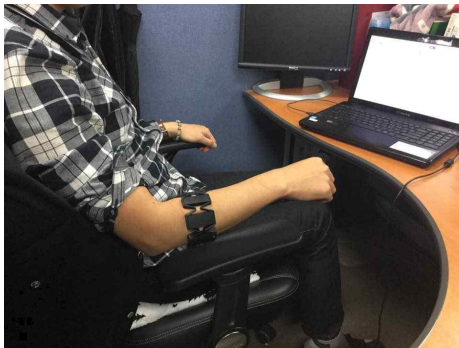


그림 7 데이터 획득을 위한 실험 환경
Fig. 7. Experimental environment for data acquisition

신호 데이터베이스 중 30개는 인공 신경망 분류기의 훈련 데이터로 이용하였으며, 나머지 10개는 패턴 분류 정확도 평가에 이용하였다. 훈련 데이터베이스 크기에 따른 정확도를 비교하기 위해 훈련 데이터 개수를 동작 별 10개, 20개, 30개로 구분하여 수화 인식 알고리즘의 정확도를 평가하였다.

표 2는 훈련 데이터베이스 크기에 따른 수화 인식 알고리즘의 정확도를 나타낸 것이다. 모든 피험자들은 훈련 데이터베이스 크기가 증가할수록 높은 정확도를 보였으며 표준편차는 낮게 나타났다. 훈련 데이터 개수가 10개일 때에도 90% 이상의 높은 정확도를 가지는 피험자들도 있었으나, 평균 표준편차는 16.61% 수준으로 크게 나타났다. 훈련 데이터 개수가 동작 별 20개일 때, 모든 피험자들은 93% 이상의 정확도를 가졌으며 평균 정확도는 97.82%로 나타났다. 훈련 데이터 개수가 동작 별 30개일 때, 모든 피험자들은 96% 이상의 분류 정확도와 9%이하의 표준편차를 보였으며, 99.00%의 평균 정확도와 3.81%의 평균 표준편차를 보였다.

3. 결과

표 2는 훈련 데이터베이스 크기에 따른 수화 인식 알고리즘의 정확도를 나타낸 것이다. 모든 피험자들은 훈련 데이터베이스 크기가 증가할수록 높은 정확도를 보였으며 표준편차는 낮게 나타났다. 훈련 데이터 개수가 10개일 때에도 90% 이상의 높은 정확도를 가지는 피험자들도 있었으나, 평균 표준편차는 16.61% 수준으로 크게 나타났다. 훈련 데이터 개수가 동작 별 20개일 때, 모든 피험자들은 93% 이상의 정확도를 가졌으며 평균 정확도는 97.82%로 나타났다. 훈련 데이터 개수가 동작 별 30개일 때, 모든 피험자들은 96% 이상의 분류 정확도와 9%이하의 표준편차를 보였으며, 99.00%의 평균 정확도와 3.81%의 평균 표준편차를 보였다.

표 2. 수화 인식 정확도(평균±표준편차)
Table 2. Sign recognition accuracy(Mean±SD)

피험자	동작 별 훈련 데이터 개수		
	10	20	30
#1	98.00 ± 8.94	98.50 ± 6.71	100.00 ± 0.00
#2	99.50 ± 2.24	100.00 ± 0.00	100.00 ± 0.00
#3	89.00 ± 17.74	96.50 ± 6.71	100.00 ± 0.00
#4	98.50 ± 4.89	99.00 ± 4.47	99.00 ± 4.47
#5	87.50 ± 21.73	94.50 ± 10.50	96.50 ± 8.13
#6	86.00 ± 16.35	93.00 ± 12.61	97.00 ± 4.70
#7	97.50 ± 7.16	100.00 ± 0.00	100.00 ± 0.00
#8	96.50 ± 8.12	96.50 ± 6.71	99.50 ± 2.24
#9	95.00 ± 9.46	99.00 ± 3.08	99.50 ± 2.24
#10*	91.00 ± 23.60	100.00 ± 0.00	100.00 ± 0.00
#11*	87.00 ± 31.14	97.00 ± 6.57	98.00 ± 5.23
합 계	93.23 ± 16.61	97.82 ± 6.67	99.00 ± 3.81

*:여성

(단위: %)

표 3은 기존에 보고되었던 수화 인식 기술에 관한 선행 기술을 나타낸 것이다. 본 연구에서 선정한 수화 단어의 수와 선행 연구에서 선정한 단어 수가 비슷하며, 알고리즘의 정확도 면에서 더 우수함을 확인할 수 있었다. 또한 선행 연구와는 다르게 센서를 착용하는 방식으로 접근하여 사용자들의 편리성을 향상시킬 수 있었다.

표 3. 수화 인식 선행 연구 비교

Table 3. Comparisons with previous studies related to sign language recognition

저자	동작 갯수	센서 종류	패턴 분류 정확도
Singha와 Das[6]	24	카메라	≥96%
J. S. Kim 등[15]	25	장갑	≥85%
Zhang 등[9]	18	부착형 근전도 및 관성 센서	≥97%
본 연구	20	암밴드형 근전도 및 관성 센서	≥99%

4. 토의

본 연구에서는 다채널 근전도와 관성센서를 이용하여 실시간으로 수화 동작을 인식하는 알고리즘을 개발하였다. 알고리즘은 20개의 미국 수화 단어를 대상으로 정확도를 평가하였으며, 동작 별 훈련 데이터 개수를 증가시키면서 최적의 훈련 데이터베이스 크기를 결정하였다.

모든 피험자들은 훈련 데이터베이스 크기가 증가할수록 높은 정확도를 보였으며 표준편차는 낮게 나타났다. 이것은 분류기 훈련 데이터베이스 크기가 증가할수록 더 정확하고 안정적인 수화 인식이 가능하다는 것을 의미한다. 동작 별 10개 훈련 데이터베이스에서는 11명 중 4명의 피험자가 90% 이하의 정확도를 보였고, 16%이상의 높은 평균 표준편차를 가졌기 때문에 적절하지 않았다. 동작 별 20개 훈련 데이터베이스에서는 모든 피험자들로부터 93% 이상의 높은 정확도가 나타났다. 그러나 5번 피험자와 6번 피험자로부터 10% 이상의 높은 표준편차가 나타났기 때문에 개인차에 의해 정확도가 안정적으로 나타나지 않는다는 것을 확인하였다. 동작 별 30개 훈련 데이터베이스에서는 모든 피험자들을 대상으로 99% 이상의 평균 정확도와 4%이하의 평균 표준편차로 매우 정확하고 안정적인 성능을 보였다.

본 연구의 제한점은 다음과 같다. 첫 번째 제한점은 수화에 익숙하지 않은 피험자들을 대상으로 알고리즘 평가를 진행했다는 것이다. 수화에 익숙하지 않은 피험자들의 경우 특정 동작을 반복할 때 행동 패턴이 다르게 나타날 수 있기 때문에 수화 인식 알고리즘 평가에 적합한 대상이 아니었다. 특히 5번, 6번 피험자는 수화를 반복할 때 나타나는 동작 패턴이 일치하지 않았기 때문에 다른 피험자들보다 큰 표준편차를 보였다. 표 2에 나타난 정확도 평가

결과를 보면 동작 별 훈련 데이터가 증가할수록 편차가 낮아지는 것을 확인할 수 있는데, 이는 훈련 데이터베이스 크기에 따른 분류기 성능 개선뿐만 아니라 피험자들이 동일한 동작을 반복함으로써 발생하는 학습효과에 의해 특정 벡터 신호 패턴이 점차적으로 일정해짐과 관련이 있을 것으로 사료된다. 두 번째 제한점은 피험자 모집에 있어서 남녀 비율의 차이가 있었기 때문에 성별에 의한 영향을 파악할 수 없었다는 것이다.

향후 연구에서는 암밴드 센서를 자체 개발하고, 동일한 남녀 비율로 구성된 수화통역사 또는 청각장애인을 대상으로 실험을 진행함으로써 수화 동작의 숙련도와 성별에 따른 영향을 구분하여 알고리즘의 정확도를 평가할 것이다.

5. 결론

암밴드 형태의 근전도 센서와 관성센서를 이용하여 99%±4% 정확도를 갖는 실시간 수화 분류 알고리즘을 개발하였다. 수화 동작 별 30개로 구성된 훈련 데이터베이스를 이용하여 가장 높은 정확도를 가지며 낮은 표준편차를 갖는 최적의 패턴 분류기를 학습시킬 수 있었다. 이러한 패턴 인식 알고리즘은 수화 인식 기술뿐만 아니라 게임 인터페이스, 일상 보조 시스템, 의족, 의수, 기계 제어 등 다양한 IoT 시장에 적용될 수 있을 것이다.

REFERENCES

- [1] World Health Organization, Multi-country assessment of national capacity to provide hearing care, Switzerland, Geneva, WHO Documents & publications, pp. 10-13, 2013.
- [2] S.C.W. Ong, S. Ranganath, "Automatic sign language analysis: A survey and the future beyond lexical meaning," IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 27, no. 6, pp.873-891, 2005.
- [3] D. Barberis, N. Garazzino, P. Prinetto, G. Tiotto, A. Savino, U. Shoaib, N. Ahmad, "Language resources for computer assisted translation from italian to italian sign language of deaf people," in Proc. Accessibility Reaching Everywhere AEGIS Workshop and International Conference, Brussels, Belgium, pp.96-104. 2011

[4] C. Manresa, J. Varona, R. Mas, F.J. Perales, "Hand tracking and gesture recognition for human-computer interaction," ELCVIA Electronic letters on computer vision and image analysis, vol. 5, no. 3, pp. 96-104, 2005.

[5] C. Dong, M.C. Leu, Z. Yin, "American Sign Language Alphabet Recognition Using Microsoft Kinect," in Proc. The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, Boston, MA, USA, pp. 44-52. Jun. 2015

[6] J. Singha, K. Das, "Recognition of Indian Sign Language in Live Video," International Journal of Computer Applications, vol 70, no 19, pp. 17-22, 2013.

[7] F. Camastra, D.D. Felice, "LVQ-based Hand Gesture Recognition using a Data Glove," In Proc. The 22th Italian Workshop on Neural Networks, Salerno, Italy, pp. 159-168. 2012

[8] C. Oz, M.C. Leu, "American Sign Language word recognition with a sensory glove using artificial neural networks," Engineering Applications of Artificial Intelligence, vol 24, no 7, pp. 1204-1213, 2011.

[9] X. Zhang, X. Chen, Y. Li, V. Lantz, K. Wang, J. Yang, "A Framework for Hand Gesture Recognition Based on Accelerometer and EMG Sensors," IEEE transactions on systems, Man and cybernetics-Part A: Systems and Humans, vol 41, no 6, pp. 1064-1076, 2011.

[10] J. Wu, Z. Tian, L. Sun, L. Estevez, R. Jafari, "Real-time American Sign Language Recognition Using Wrist-worn Motion and Surface EMG Sensors," In Proc. The IEEE 12th International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks(BSN), Cambridge, MA, USA, pp. 1-6. 2015.

[11] H.T. J, "Trend of gesture recognition technology using wearable device," The Institute of Electronics and Information Engineers, vol. 42, no. 42, pp. 56-62, 2015.

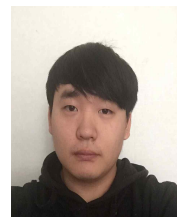
[12] S. Lake, M. Bailey, A. Grant, "Method and apparatus for analyzing capative EMG and IMU sensor signals for gesture control," U.S. Patent No. 9,299,248, 2016.

[13] S. Solnik, P. Devita, P. Rider, B. Long, T. Hortobagyi, "Teager-Kaiser Operator improves the

accuracy of EMG onset detection independent of signal-to-noise ratio," Acta of Bioengineering and Biomechanics, vol 10, no 2, pp. 65-68, 2008.

[14] H. Demuth, M. Beale, M. Hagan, Neural Network Toolbox for use with Matlab, Natick, MA, USA, version 3 Mathworks, pp. 128-132, 1998.

[15] J.S. Kim, W. Jang, Z. Bien, "A dynamic gesture recognition system for the Korean sign language(KSL)," IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B (Cybernetics), vol. 26, no. 2, pp. 354-359, 1996.



김 성 중(Seongjung Kim)

2011년 - 현재 연세대학교 원주캠퍼스 보건과학대학 의공학부 학사과정

Interest: Biomechanics, Rehabilitation Eng.



이 한 수(Hansoo Lee)

2008년 - 현재 연세대학교 원주캠퍼스 보건과학대학 의공학부 학사과정

Interest: Biomechanics



김 중 만(Jongman Kim)

2015년 - 현재 연세대학교 일반대학원(원주) 의공학과 석박통합과정
2015년 2월 연세대학교 원주캠퍼스 보건과학대학 의공학부 졸업(학사)

Interest: Biomechanics, Rehabilitation Eng.



안 순 재(Soonjae Ahn)

2011년 - 현재 연세대학교 일반대학원(원주) 의공학과 석박통합과정
2011년 2월 연세대학교 원주캠퍼스 보건과학대학 의공학부 졸업(학사)

Interest: Biomechanics, Rehabilitation Eng.



김 영 호(Youngho Kim)

2007-현재 연세대학교 보건과학대학 의공학부 교수
2002-2007 연세대학교 보건과학대학 의공학부 부교수
1998-2002 연세대학교 보건과학대학 의용전자공학과 조교수
1994-1998 재활공학연구소 책임연구원
1992 - 1994 Georgia Institute of Technology, Bioengineering Center, Post Doc.
1987 - 1991 Research Assistant in Dept of Biomed Eng, The Univ of Iowa Technology
1991년 University of Iowa 의공학 졸업(박사)
1989년 University of Iowa 의공학 졸업(석사)
1982년 한양대학교 기계공학과 졸업(학사)

Interest: Biomechanics, Rehabilitation Eng.