

의수 제어를 위한 MFCC-HMM-GMM 기반의 근전도(EMG) 신호 패턴 인식

*김정호, *홍준의, *이동훈, **최홍호, *권장우
*동명대학교 컴퓨터공학과, **인제대학교 의용공학과
e-mail : *kjhzorro70@hotmail.com, jwkwon@tu.ac.kr*

EMG Pattern Recognition based on MFCC-HMM-GMM for Prosthetic Arm Control

*Jung-Ho Kim, *Joon-Eui Hong,
*Dong-Hoon Lee, **Heung-Ho Choi, *Jang-Woo Kwon
*Dept of Computer Engineering, Tongmyong University
**Dept. of Biomedical Engineering, Inje University

Abstract

In this paper, we proposed using MFCC coefficients(Mel-Scaled Cepstral Coefficients) and a simple but efficient classifying method. Many other features: IAV, zero crossing, LPCC, ... and their derivatives are also tested and compared with MFCC coefficients in order to find the best combination. GMM and HMM (Discrete and Continuous Hidden Markov Model), are studied as well in the hope that the use of continuous distribution and the temporal evolution of this set of features will improve the quality of emotion recognition.

I. 서론

의수(Prosthetic Arm)는 결손된 손이나 팔을 대신해 실생활에서의 그 기능을 보조하는 역할을 수행한다.

이러한 의수 제어를 위해서 근전신호(EMG:Electro-myogram)를 분석해 의수의 제어에 이용하는 것이 보편적이며, 일반적이다. 하지만 실제 팔이나 손의 동작 패턴에 대한 근전신호의 내부에는 상당한 잡음을 내포하고 있으며, 패턴마다 고유한 특징을 검출함에 있어 상당한 어려움이 따른다. 따라서 정확한 패턴 분류에도 심각한 문제점으로 작용한다.

기존의 근전도 패턴 인식을 위한 특징벡터로는 LPCC, 영교차율, 절대적분치(IAV), AR 등이 사용되고 있으며, 이들 신호를 분류하기 위한 분류기로 인공신경회로망인

MLP(Multilayer Perceptron), SOFM (Self-Organizing Feature Map), 통계적 확률분포에 기인하는 HMM (Hidden Markov Models) 등을 단일 또는 혼합(Hybrid)하여 패턴 인식시스템 구성을 제안 하였다.

본 논문은 근전신호의 시간적 변화와 잡음에도 높은 인식률을 보증하면서 동적인 의수제어를 위해 LPCC 특징 추출 기법보다 상대적으로 잡음에 강한 MFCC(Mel-Frequency Cepstral Coefficients) 특징 추출 기법을 적용한다. 그리고 HMM, GMM(Gaussian Mixture Models) 방식의 패턴인식 시스템 구성을 제안한다.

II. 본론

2.1 Data Acquisition

표면 전극 2쌍을 실험자의 이두박근(Channel 1)과 삼두박근(Channel 2)에 각각 부착하였으며, 5~2000Hz의 Band pass 필터를 적용했다. EMG 신호 샘플링률은 10000 samples/s로 설정하였다. 팔과 손동작의 6가지 패턴에 대해서 데이터를 분석하여, 동작마다 각각 30개의 데이터를 반복해서 획득하였다. 이들 기본동작들은 IN(굴곡 운동), OUT(신장 운동), WI(내전 운동), WO(외전 운동), G(폐수 운동), S(개수 운동)으로 구성한다. 이두박근과 삼두박근에 부착한 표면전극(surface electrode)에서 동시에 연속적인 데이터를 획득한 후 에너지 분포가 높은 구간만을 학습에 적용한다 [1][2].

2.2 Data Analysis

연속적인 근전신호 분석을 수행하기 위해 데이터 윈도우 길이는 25.6 msec(256 points)로 설정한다. 또한 윈도우

우 이동증가분은 10 msec(100 points)로 설정한다. IAV와 Zero-Crossing에서 통해 얻어진 근전신호의 에너지 임계치를 적용하여 연속신호 내의 근전신호를 검출한다.

근전신호의 특징 추출을 위해서 음성 특징 추출에 주로 적용되는 MFCC를 적용한다. 이 기법은 인간의 청각 특성을 모델링한 것으로 주파수 별로 필터 बैं크를 구성해서 인식하는 방법이다. 따라서 기존의 MFCC 타입으로 적용하기에는 적절하지 못하다. 기존의 MFCC와는 다른 다양한 타입의 필터 बैं크로 재구성해서 실험한 결과가 그림 1과 그림 2 이다. MFCC에서 추출된 특징 벡터들은 K-means와 LBG 벡터 양자화를 적용해서 클러스터로 구성된다.

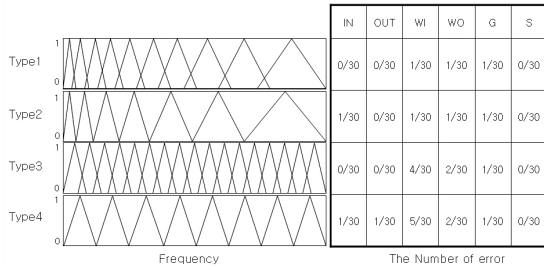


그림 1. Triangular filter banks

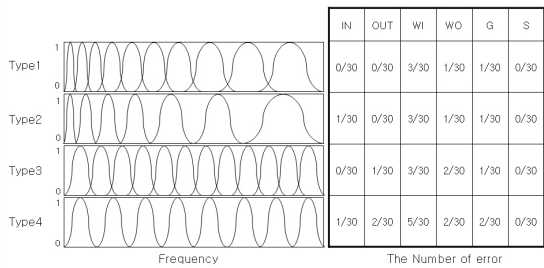


그림 2. Hanning filter banks

2.3 EMG Recognition System

각 채널마다 입력으로 들어오는 근전신호를 분석하고, 채널 별로 특징들을 분석한 후 HMM 기법을 이용해 각 패턴에 대한 HMM을 구성한다. 한 동작에 대해 1쌍의 HMMs이 구성되며, 모두 6쌍(12 HMMs)의 모델이 구성된다. 그리고 이들 각 HMM마다 4상태(left-to-right model)로 구성하고[3], GMM 기법을 기반으로 하여 각 상태(State)들 마다 다양한 특징 벡터수를 구성해서 테스트 한다(그림 3).

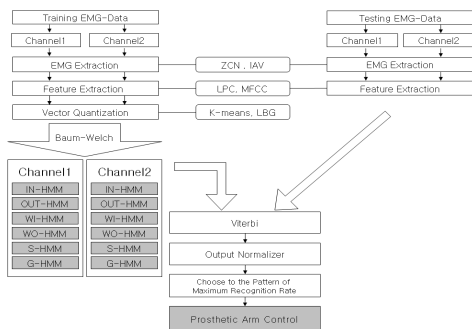


그림 3 EMG 신호 인식 시스템

학습을 통해서 구성된 6쌍의 HMMs은 테스트 데이터

에서 추출된 특징 벡터들과 Viterbi 알고리즘을 통해 비교 되어져서 최대값을 출력하는 모델을 인식결과로 결정한다. 그림 4는 LPCC와 MFCC를 적용해서 동작별 인식률을 비교 분석한 결과이다.

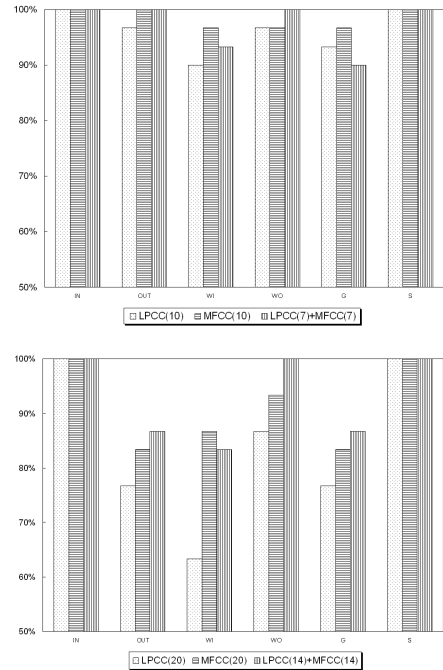


그림 4. 각 동작에 대한 인식률 비교

III. 결론 및 향후 연구 방향

실험 결과를 통해 LPCC 보다 잡음요소에 강한 MFCC가 OUT, WI, G 동작에 대해서 인식률이 개선되었음을 보여준다. 그리고 LPCC와 MFCC의 특징을 혼합한 결과는 LPCC보다 OUT, WI, WO 동작에 대해서 개선된 인식률을 보여주지만, 이는 연산량이 더 많기 때문에 실시간 인식시스템 구현을 위해선 MFCC만 적용하는 것이 가장 적절하다.

각각의 특징 차수를 증가시킨 실험의 경우 오히려 전체적으로 인식률이 낮아지는 결과가 발생했다. 이는 특징 차수가 인식률에 상당한 중요함을 보여준다. 실험에서 과도한 특징 차수의 증가는 오히려 인식률을 낮추는 결과를 보여준다. 따라서 향후 시스템의 개선을 위해 적절한 특징수의 분석이 필요하며, 학습 및 인식 속도 개선 위한 분석도 요구된다.

참고문헌

- [1] Jangwoo Kwon et al., "Probabilistic-Neural Pattern Classifier and Muscle Force Estimation", Proceedings of the 15th annual international Conference of the IEEE EMBS, Sandiego, U.S.A., pp1145 -1146, 1993.10
- [2] Jangwoo Kwon, et al., "The Application of Counterpropagation Neural Networks for EMG Pattern Classification", '94 World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, Rio-dejanerio, Brasil, pp919, 1994.8
- [3] L. R. Rabiner and B. H. Juang, Fundamentals of speech recognition, Englewood Cliffs, NJ : Prentice-Hall, 1993.