

복부 근전도 분석을 통한 복부 비만 측정 시스템

Measurement System of Abdominal Obesity based on Analysis of Abdominal Electromyogram

권장우*, 최홍호, 이동훈, 윤동엽, 홍준의

J. W. Kwon, H. H. Choi, D. H. Lee, D. E. Yoon and J. E. Hong

요 약

최근 각종 질환의 원인이 되고 있는 비만은 심각한 사회문제로 대두되고 있으며, 이를 해결하기 위해 비만 관리를 위한 측정 시스템의 필요성이 증가하고 있다. 본 논문은 비만관리를 위해 복부의 근전도 신호를 분석해서 언제 어디서든 본인의 건강상태를 체크하여 적절한 의료 서비스를 받을 수 있는 측정 시스템에 관한 연구이다.

복부 근전도 신호 분석을 위해서 에너지 검출, 신호 특징 추출, 상태 분류 및 인식 등을 위한 알고리즘을 제안한다. 이 신호 분석 알고리즘을 측정 시스템에 적용하여 복부의 비만도 및 복부의 근력을 평가하여 건강상태에 대한 적절한 평가를 제공하는 시스템을 제안한다.

ABSTRACT

Recently, overweight that is the major cause of diseases is troubled about the serious social problems. To solve this problem, the need of measurement system for the overweight management has been increased. This paper is the study on measurement system. This system analyzes EMG (electromyograph) of the abdomen. Then, checks one's state of health and offers the right medical services wherever and whenever.

To analyze EMG of the abdomen, this paper proposes the algorithms that are energy detection, feature detection, classification and recognition, etc. Measurement system based on the analysis algorithms of EMG appraises overweight and physical strength of the abdomen. It also provides the right estimation for one's state of health.

Keyword : Electromyograph, Abdominal Obesity, U-Health

1. 서 론

복부에 대한 근전신호의 내부에는 측정기기의 기계적 잡음, 근육수축시 표면전극에서 입력되는 외부

잡음, 주위환경에서 발생된 잡음 등이 존재한다.[1] 그러한 잡음을 줄여 환자의 상태를 정확히 파악하기 위하여 여러 가지 신호 처리 방식이 적용되고 있다. 기존의 근전도 패턴 인식을 위한 특징 추출 과정에서는 주로 LPCC(Linear Predictive Cepstral Coefficients), 영교차율(Zero-Crossing), 절대적분치(Integral of Absolute, IAV), AR(Autoregressive), Spike(극파), 근육의 피로도 등이 다양하게 적용되고 있으며 이들 비선형 시스템의 시간영역에서 근전신호를 주로 분석하기 때문에 잡음이 내포될 경우 인식률의 저하를 초래한다.[2]

이러한 문제 때문에 주파수 영역에서 특징을 검

* 권장우 : 동명대학교 컴퓨터공학과 교수
jwkwon@tu.ac.kr (주저자)

최홍호 : 인제대학교 의용공학과 교수
hhchoi@bbe.inje.ac.kr (공동저자)

이동훈 : 동명대학교 의용공학과 교수
ldh5522@tu.ac.kr (공동저자)

윤동엽 : 부경대학교 전기전자 공학부 교수
brushwood2001@hotmail.com (공동저자)

홍준의 : 동명대학교 컴퓨터공학과 박사과정
recoless@tu.ac.kr (교신저자)

출하는 방법과 관련해서 본 논문은 복부 근전도 분석시 시간영역의 특징 추출 기법보다 상대적으로 잡음에 강한 MFCC (Mel-Frequency Cepstral Coefficients) 특징 추출 기법을 제안한다.

음성 특징 추출에 주로 적용되는 이 기법은 인간의 청각 특성을 모델링한 것으로 주파수 별로 필터뱅크를 구성해서 인식하는 방법이다. 음성 인식 특징 추출에 월등한 성능을 나타내고 있으며, 따라서 음성 인식에 쓰이는 이 기법을 근전도 특징 추출을 위해 재구성 할 필요가 있다.

일반적으로 HMM(Hidden Markov model)은 음성 연구 분야에서 활발한 연구가 진행되어오고 있으며,[3] 신경회로망과의 결합을 통하여 상호간의 장점을 증대시키기 위한 시도가 이루어져 오고 있다.[4] 그러나 생체 신호가 가지고 있는 특성이 다른 분야에서 제안하고 있는 합성 시스템에 적합하지 못하므로, 생체 신호의 특성을 잘 반영하는 시스템의 구성이 필요하다.

본 논문에서는 복부 비만과 관련한 생체 신호 중 복부 근전도 신호를 획득하여 부위별 근전도의 신호를 평가한다. MFCC를 이용해서 복부 근전도 신호의 특징을 추출하여 HMM-GMM으로 학습된 근전도 측정 시스템을 제안한다.

2. 본 론

2.1 EMG 특징 추출

근전도 분석을 수행하기 위해 먼저 근전도의 구간 검출이 먼저 수행되어야 한다. 각 프레임 별로 IAV 또는 Zero-Crossing을 통해 얻어진 근전신호의 에너지 값을 사전에 정의한 적절한 임계치를 적용하여 연속신호 내의 근전신호를 검출한다.[5][6]

근전신호의 특징 추출을 위해서 MFCC를 적용한다. 이 기법은 인간의 청각 특성을 모델링한 것으로 주파수 별로 필터뱅크를 구성해서 인식하는 방법이다.[7][8] 일반적인 MFCC 추출 방법은 먼저 윈도우를 씌워서 블록 단위의 프레임으로 나눈 뒤에 이후부터의 처리는 모두 프레임 단위로 이루어진다.

$$x[n], \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

x 는 한 프레임의 이산 EMG 신호이며, N 은 프레임 길이이다. 이를 FFT를 이용하여 주파수 영역으로 변환된다.

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j \frac{2\pi nk}{N}} \quad (2)$$

매그니튜드 스펙트럼인 $|X[k]|$ 와 Mel 필터뱅크인 $H_m[k]$ 를 다음과 같이 로그를 취한다.

$$S[m] = \ln \left[\sum_{k=0}^{N-1} |X[k]|^2 H_m[k] \right] \quad (3)$$

$m = 1, 2, \dots, M$ 은 필터뱅크수를 나타내며, 주파수 대역을 여러개의 필터뱅크로 나누고 각 बैं크에서의 에너지를 구한다. Mel 필터뱅크는 식(4)와 같다.

$$H_m[k] = \begin{cases} 0 & \text{for } k < f(m-1) \\ \frac{2(k-f(m-1))}{(f(m+1)-f(m-1))(f[m]-f[m-1])} & \text{for } f(m-1) \leq k < f(m) \\ \frac{2(f(m+1)-k)}{(f[m+1]-f[m-1])(f[m+1]-f[m])} & \text{for } f(m) \leq k < f(m+1) \\ 0 & \text{for } k \geq f(m+1) \end{cases} \quad (4)$$

$S[m]$ 에 대한 이산 코사인 변환(Discrete Cosine Transform, DCT) 과정을 식(5)와 같이 수행한다.

$$c[n] = \sum_{m=0}^{M-1} S[m] \cos(\pi n(m-1/2)/M) \quad (5)$$

여기서, $n = 1, 2, \dots, M$ 은 MFCC의 차수이며, 식(6)과 식(7)처럼 최종적으로 MFCC를 획득한다.

$$\Delta c[n] = c[n+1] - c[n] \quad (6)$$

$$\Delta \Delta c[n] = \Delta c[n+1] - \Delta c[n] \quad (7)$$

그림 1와 그림 2은 재구성된 필터뱅크 타입과 적절한 채널수를 적용하여 구성한 필터뱅크이다. 그림 1은 삼각 필터뱅크이며, Type 1은 고주파 대역으로 갈수록 필터뱅크의 크기가 증가되는 형태이며, 필터들마다 오버랩(overlap)형태를 유지하고 있다.

그림 2의 해닝 필터뱅크는 삼각 필터뱅크와 거의 모든 구성이 흡사하지만, 단지 필터모양이 삼각형이 아닌 종형을 나타내고 있다. 이는 삼각 필터뱅크보다 좀 더 유연하게 가중치를 할당한다.

새로운 클러스터들의 각각의 중심을 다음처럼 갱신한다.

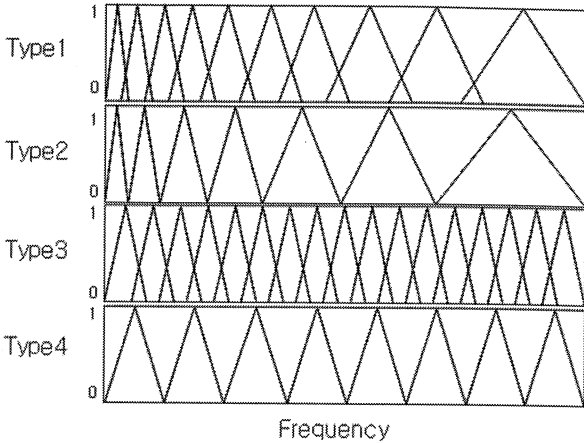


그림 1. 삼각 필터뱅크

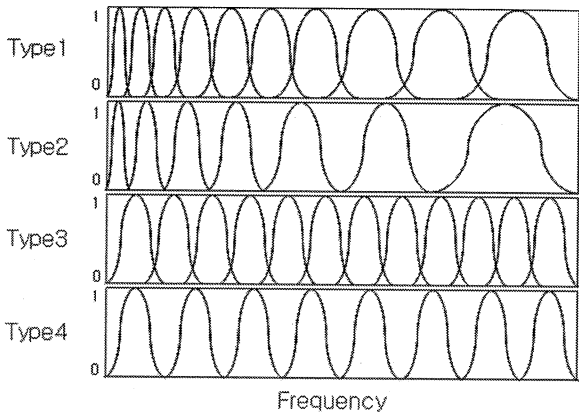


그림 2. 해닝 필터뱅크

$$y_i = c(X_i), i = 1, \dots, K \quad (8)$$

다시 데이터와 가장 거리가 가까운 클러스트 중심과의 총 왜곡(Distortion)을 구한다.

$$D = \sum_{n=1}^N d(x_n, y_{i(n)}), i(n) = k, \text{ if } x_n \in X_k \quad (9)$$

왜곡이 안정적인지를 확인하기 위해서는 다음과 같은 상대적인 감소치를 체크하면 된다.

$$\Delta D = \frac{D_{prev} - D_{curr}}{D_{prev}} < 10^{-4} \quad (10)$$

2.2 EMG 패턴인식 시스템 구성

다음은 패턴에 대한 각 HMM 모델을 구성하는 과정이다.[9] 모델 파라미터 λ 가 주어졌을 때 관측 심볼열 O 에 대한 확률, $P(O|\lambda)$ 는 전향 알고리즘을 이용한다.

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i) \quad (11)$$

N 개의 모델 각각에 대한 $P(O|\lambda_N)$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$B \triangleq [P(O|\lambda_1), P(O|\lambda_2), \dots, P(O|\lambda_N)] \quad (12)$$

그림 3은 HMM의 각 모델은 좌우진행형(left-to-right) 모델을 사용하고 근전도 신호에 의한 근육의 수축이 발화 상태(firing state)-수축의 과도기 상태(contraction transition state)-수축의 과도기 유지 상태(contraction transition state)-수축의 정상 상태(contraction steady state)유지의 4단계를 갖는다고 가정하고 각 모델에 3개의 상태를 할당하였다. GMM 기법을 기반으로 하여 각 상태(State)들마다 다양한 특징 벡터수를 구성해서 테스트 한다.[10, 11]

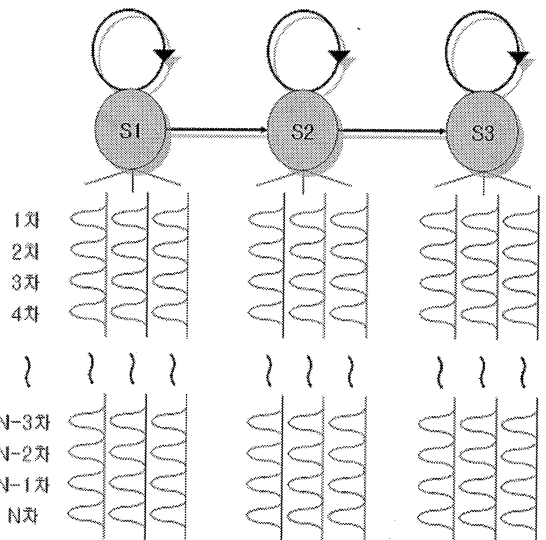


그림 3. HMM-GMM 구성

j 번째 영역에서, 상태별 T_j 개의 학습 벡터를 $Y_j = \{Y_{t_j=1}, \dots, x_T Y_{t_j=T_j}\}$ 라 하면, 가우시안 성분 밀도는 M_j 성분밀도의 가중된 합으로 표현할 수 있다.

$$p(y_{t_j}|\lambda) = \sum_{i=1}^{M_j} p_{j,i} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{L}{2}} |\Sigma_{j,i}|^{\frac{1}{2}}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(y_{t_j} - \mu_{j,i})^T \Sigma_{j,i}^{-1} (y_{t_j} - \mu_{j,i})\right\} \quad (13)$$

여기에서, $\mu_{j,i}$ 는 평균벡터이고, $\Sigma_{j,i}$ 는 분산행렬

이다. 혼합 성분의 가중치는 $\sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^{M_j} p_{j,i} = 1$ 를 만족

한다.

$Y = \{Y_1, \dots, Y_K\}$ 가 주어지면, 모델을 위한 가우시안 성분 밀도 함수는 성분의 평균벡터, 공분산 행렬, 가중치로 나타낼 수 있다.

$$\lambda = \{p_{j,i}, \mu_{j,i}, \Sigma_{j,i}\} \quad i = 1, \dots, M \text{ and } j = 1, \dots, K \quad (14)$$

여기에서, j번째 영역의 i번째 클래스의 사후확률 (A posterior probability)은 식(15)이다.

$$p(j,i|y_t, \lambda) = \frac{p_{j,i} b_i(y_{t_j})}{\sum_{i=1}^{M_j} p_{j,i} b_i(y_{t_j})} \quad (15)$$

근전도 패턴 식별을 위하여, 저체중, 정상체중, 과체중, 비만의 분류는 GMM의 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_s$ 로 나타내고, 패턴의 주성분 벡터를 이용하여 GMM의 최대 사후확률 값을 갖는 패턴 모델 l를 찾을 수 있다.[12]

$$\hat{s} = \max \sum_{t=1}^T \log p(y_t | \theta_l) \quad (16)$$

최적으로 구성된 HMM은 GMM과 함께 구성되며, 그 모델 형태는 그림 4와 같다. 저체중, 정상체중, 과체중, 비만에 대한 체중별 4개의 모델을 각각 구성한다. 각 HMM-GMM은 좌우진행형(left-to-right) 모델이며, 상태 수는 3, 특징 차수는 "10~15"로 구성한다.

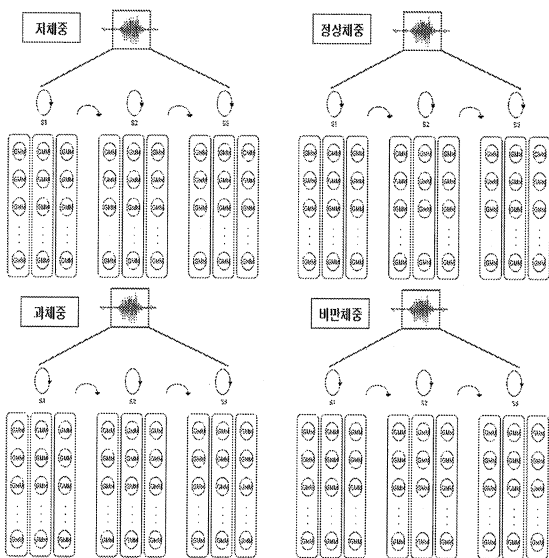


그림 4. 체중별 HMM 형태

3. 결론

3.1 데이터 획득

그림 5은 복부 근전도 검출 시 전극의 위치를 나타내고 있으며, 모두 6가지의 전극 위치타입으로 구성하였다. Type 1, 2, 3은 세로 방향으로 허리부터 복부의 중앙으로 이동시키면서 전극을 부착했으며, Type 4, 5, 6은 가로 방향으로 복부 위에서부터 아래로 이동시키면서 전극을 부착하였다.

이러한 설정은 다양한 복부 부위에서 얻어지는 복부 근전도 신호의 파형과 근전도 신호의 특성이 모두 상이하다는 가정 하에서 신호 분석 기법을 통해 정확한 비만도를 판별하고자 하는 것이다.[13][14][15]

복부 근전도 측정 시 서있는 상태를 유지하면서 부위마다 자발적으로 복부에 힘을 준 상태와 힘을 안준 상태를 4초 간격으로 주기적 측정하여 약 20초 동안 복부의 연속 EMG 신호를 획득하였다.

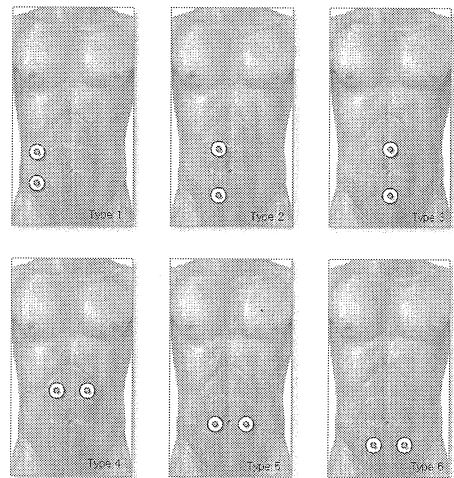


그림 5. 복부 부위별 전극위치

본 연구의 임상실험을 위해 20~30대 남성 16명의 피실험자를 대상으로 비만 정도를 조사하였다. 각 피실험자의 개인 신체 정보를 근거로 하여 표준체중법, BMI, WHR의 비만 측정법으로 비만 정도를 평가하였다.

각 피실험자의 검출된 복부 근전도 신호들은 3가지 비만 측정법과 비만정도(저체중, 정상체중, 과체중, 비만)에 따라 분류하였다.

표 1에서 표준체중법과 비만도(BMI) 측정시 피험자 번호 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 16은 비만도가 동일하지 않았다.

표 1. 피실험자 비만도 분석 자료

구분 번호	성별	나이 (세)	몸무 게 (kg)	신장 (m)	허리 둘레 (cm)	영양 이 동태 (cm)	표준체중	비만도 (BMI)	복부 비만도 (WHR)
1	남	28	63	1.81	77	90	-13.58 (저체중)	19.23 (저체중)	0.86 (정상체중)
2	남	30	65	1.69	83	94	4.67 (정상체중)	22.76 (정상체중)	0.88 (정상체중)
3	남	27	67	1.78	79	95	-4.56 (정상체중)	21.15 (정상체중)	0.83 (정상체중)
4	남	30	73	1.72	87	95	12.65 (과체중)	24.68 (과체중)	0.92 (정상체중)
5	남	29	63	1.76	78	92	-7.89 (정상체중)	20.34 (정상체중)	0.85 (정상체중)
6*	남	28	89	1.84	92	104	17.72 (과체중)	26.29 (비만)	0.88 (정상체중)
7*	남	28	76	1.80	85	102	5.56 (정상체중)	23.46 (과체중)	0.83 (정상체중)
8*	남	28	79	1.85	90	106	3.26 (정상체중)	23.08 (과체중)	0.85 (정상체중)
9	남	27	65	1.73	80	98	-1.07 (정상체중)	21.72 (정상체중)	0.81 (정상체중)
10*	남	29	78	1.71	89	105	22.07 (과체중)	26.67 (비만)	0.85 (정상체중)
11*	남	27	77	1.75	79	101	14.07 (과체중)	25.14 (비만)	0.78 (과체중)
12*	남	26	80	1.77	92	103	15.44 (과체중)	25.54 (비만)	0.89 (정상체중)
13*	남	29	75	1.70	83	100	19.05 (과체중)	26.00 (비만)	0.83 (정상체중)
14	남	25	87	1.69	97	111	40.10 (비만)	30.46 (비만)	0.87 (정상체중)
15	남	25	95	1.80	97	114	31.94 (비만)	29.32 (비만)	0.85 (정상체중)
16*	남	28	72	1.75	89	99	6.67 (정상체중)	23.51 (과체중)	0.90 (정상체중)

3.2 실험결과

본 논문은 다음 사항을 고려하여 복부 비만도 분류 성능을 최적화하는데 적절한 설정에 대한 평가를 수행한다. LPCC를 적용하여 전극위치에 따른 인식률 비교 제안한 MFCC 필터 타입들에 대한 인식률 비교 이러한 인식률 평가를 위해 학습 데이터와 평가 데이터를 나누어서 실험에 적용하였다.

3.2.1 LPCC 적용한 전극위치에 따른 인식률 평가

표 2. 표준체중법과 BMI가 동일한 피실험자 실험 (단위 : %)

전극위치 체중분류	Type	Type	Type	Type	Type	Type
	1	2	3	4	5	6
저체중	90	80	90	70	80	80
정상체중	70	80	80	80	80	90
과체중	80	70	70	70	80	70
비만	80	70	70	80	80	70
전체	80.00	75.00	77.50	75.00	80.00	77.50

표 3. 전체 피실험자 실험 (단위 : %)

전극위치 체중분류	Type	Type	Type	Type	Type	Type
	1	2	3	4	5	6
저체중	60	60	70	50	60	70
정상체중	60	50	60	60	70	60
과체중	60	60	60	60	50	60
비만	70	60	60	50	70	70
전체	62.50	57.50	62.50	55.00	62.50	65.00

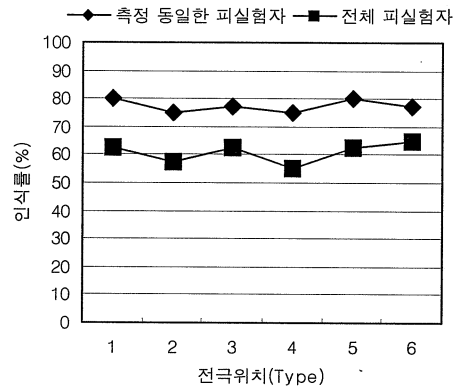


그림 6. 측정 동일한 피실험자와 전체 피실험자 실험 비교 그래프

표2와 3은 전극위치에 따른 결과를 나타내고 있으며, 그림 6에서는 표준체중법과 BMI가 동일한 피실험자 실험과 전체 피실험자 실험에서 인식률의 차이가 발생함을 관측할 수 있다.

3.2.2 제안한 MFCC 필터타입 인식률 평가

전극위치에 따른 인식률 평가를 통해서 전극 위치 Type 1, 3, 5이 상대적으로 인식률이 높게 나타났으며, 제안한 MFCC 필터 타입들에 대한 인식률 평가를 위해서 이들 전극위치 Type 중 Type 1만을 적용하여 실험한다.

표 4. 표준체중법과 BMI가 동일한 피실험자 실험 (단위 : %)

특징추출 체중분류	Triangular Type				Hamming Type			
	1	2	3	4	1	2	3	4
저체중	90	80	90	80	90	90	90	80
정상체중	80	80	80	80	80	80	80	70
과체중	90	90	80	70	80	70	80	80
비만	90	80	90	80	90	80	80	70
전체	87.5	82.5	85.0	77.5	85.0	80.0	82.5	75.0

표 5. 전체 피실험자 실험 (단위 : %)

특징추출	Triangular Type				Hamming Type			
	1	2	3	4	1	2	3	4
체중분류								
저체중	80	80	80	70	80	70	80	80
정상체중	70	60	70	70	70	70	80	60
과체중	80	70	80	60	70	60	60	70
비만	80	70	70	80	70	80	70	70
전체	77.5	70.0	75.0	70.0	72.5	70.0	72.5	70.0

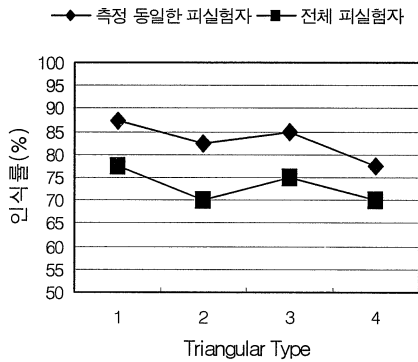


그림 7. Triangular Type에 따른 인식률

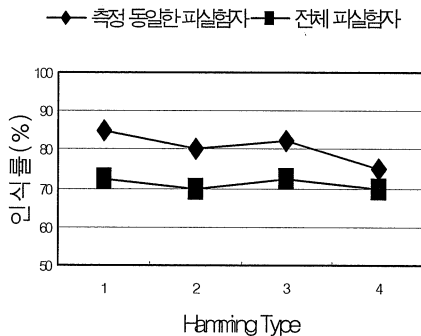


그림 8. Hamming Type에 따른 인식률

표 4와 표 5의 결과를 통하여 Triangular Types이 Hamming Types보다 다소 인식률이 증가하였음을 볼 수 있었고, 특히 Triangular Type1과 Hamming Type1, 즉 MFCC의 일반적인 형태인 Type 1이 인식률이 높게 나타났다. 이는 복부 근전도의 주파수 대역이 저주파에 주로 분포하므로 인해서 발생하는 현상으로 판단된다.

본 실험에서 구현한 시스템은 저체중, 정상체중, 과체중, 비만에 대한 각각의 통계적 평가를 수행한

다. 표 6은 7명에 대한 피실험자의 실험 결과를 보여준다.

표 6. 제안한 측정 시스템에 의한 실험 결과

측정결과 피험자	표준 체중법	비만도 (BMI)	복부 비만 도	시스템 측정결과(%)			
				저 체중	정상 체중	과 체중	비만
1	과체중	비만	과체중	15.9	25.2	29.4	29.5
2	과체중	비만	정상체중	12.3	27.8	31.5	28.4
3	과체중	비만	정상체중	15.5	15.6	34.7	34.2
4	과체중	비만	정상체중	11.9	22.9	40.5	24.7
5	비만	비만	정상체중	15.9	27.8	22.9	33.4
6	비만	비만	정상체중	13.2	19.9	40.3	26.6
7	정상체중	과체중	정상체중	25.2	29.6	28.5	16.7

4. 결 론

본 연구에서는 최근 문제시 되고 있는 비만에 대한 관심이 높아지면서 복부의 근전도 신호 분석으로 복부 근력 상태를 평가하여 비만 및 건강 상태를 관리하기 위한 측정 시스템을 제안하였다.

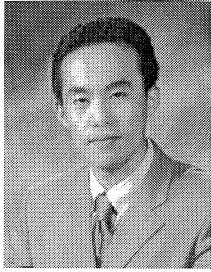
본 연구에서 개선한 MFCC 특징 추출 알고리즘과 HMM-GMM 분류 알고리즘을 적용함으로써 복부 근전도 신호 분석만으로 비만 정도의 분류가 가능하였다. 전극위치에 따른 인식률 평가를 통해서 전극 위치 Type 1, 3, 5이 상대적으로 인식률이 높게 나타났으며, MFCC 타입 중에서 Triangular Types이 Hamming Types보다 다소 인식률이 증가하였음을 볼 수 있었다. 그리고 LPCC보다 개선한 MFCC가 상대적으로 인식률이 높게 평가되었다. 하지만 인식 성능을 개선하기 위해서는 더욱 정밀한 비만도 측정법과 피실험자의 생활 습관 및 음식 습관 등 체계적이고 정확한 분류를 통한 실험이 요구된다.

향후 다양한 생체 신호 모니터링을 위한 신호 계측 기술, 데이터를 효율적으로 전송을 위한 데이터 압축 및 유/무선 네트워크 기술, 의료 기관과 사

용자 간의 다양한 의료 서비스 제공 등 다양한 관련 기술들에 대한 연구가 선행되어야 한다.

참 고 문 헌

- [1] Moshe Solomonow et al, "The EMG-Force Model of Electrically Stimulated Muscle: Dependence on Control Strategy and Predominant Fiber Composition", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 34, no. 9, pp. 692-703, 1987.
- [2] Willis J. Tonpkins, "Biomedical Digital Signal Processing", Prentice Hall International Editions, pp. 43-44, 1993.
- [3] G. Zavaliagos, et al., "A Hybrid Segmental Neural Net/Hidden Markov Model System for Continuous Speech Recognition", *IEEE Trans. Speech and Audio Processing*, vol. 2, no. 1, part II, pp. 151-152, 1994
- [4] Lalit R.Bahl, Peter F.Brown, Peter V. de Souza, and Robert L.Mercer, "Estimating Hidden Markov Model Parameters So As To Maximize Speech Recognition Accuracy", *IEEE Trans. Speech and Audio Processing*, vol. 1, no. 1, pp. 77-78, 1993.
- [5] 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
- [6] 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
- [7] L.R.Rabiner, R.W.Schafer, "Digital Processing of Speech Signals", Prentice-Hall, Inc., pp. 359-362, 1978.
- [8] Lawrence Rabiner, Riing-Hwang Juang, "Fundamentals of Speech Recognition", Prentice-Hall International, Inc. pp. 333-357, 1993.
- [9] Kai-Fu Lee, and Hsiao-Wuen Hon, "Speaker-Independent Phone Recognition Using Hidden Markov Models", *IEEE Trans on Acoustics, Signal Rrocessing*. vol.37. No.11, November 1989
- [10] Masakiyo Fujimoto, Yasuo Ariki, "Robust Speech Recognition in Additive And Channel Noise Environments Using GMM and EM Algorithm", (ICASSP '04). *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2004. *Proceedings.*, I-941-4 vol.1,2004
- [11] Seiichi Nakagawa, Wei Zhang, Mitsuo Takahashi, "Text-independent speaker recognition by combining speaker-specific GMM with speaker adapted syllable-based HMM", (ICASSP '04). *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2004. *Proceedings.*, I-81-4 vol.1, May 2004
- [12] Ming-Tao Gan, Hanmandlu, M., Ai Hui Tan, "From a Gaussian Mixture Model to Additive Fuzzy Systems", *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 303-316 vol. 13, June 2005
- [13] Garcia-Casado J., Martinez-de-Juan J.L., Ponce J.L., "Effect of abdominal layers on surface electroenterogram spectrum", *Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE EMBS 2003*, Vol. 3, pp. 2543 - 2546, Sept 2003
- [14] Hinkelman L.M., Mast T.D., Orr M.J., Waag R.C., "Effects of Abdominal Wall Morphology on Ultrasonic Pulse Distortion", 1997 *IEEE Ultrasonics Symposium*, Vol. 2, pp. 1493-1496, Oct. 1997
- [15] Scharfetter H., Brunner P., Mayer M., Brandstatter B., Hinghofer-Szalkay H., "Fat and Hydration Monitoring by Abdominal Bioimpedance Analysis:Data Interpretation by Hierarchical Electrical Modeling", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 52, pp. 975 - 982, June 2005

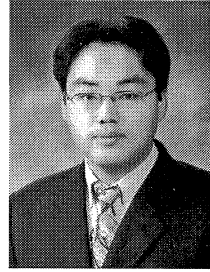


권 장 우

1990년 2월 인하대학교 전자공학과 졸업 (학사)
1992년 2월 인하대학교 대학원 전자공학과 졸업 (석사)
1996년 8월 인하대학교 대학원 전자공학과 졸업 (박사)
현재 동명대학교 컴퓨터공학과

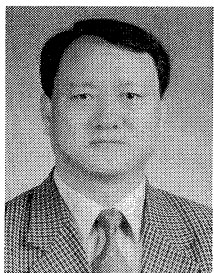
부교수

관심분야 : 인공지능, 신호처리



홍 준 의

2005년 동명대학교 컴퓨터공학과 졸업(학사)
2007년 동명대학교 컴퓨터공학과 졸업(석사)
현재 동명대학교 컴퓨터공학과 박사과정
관심분야 : 생체계측 및 신호처리



최 홍 호

1984년 2월 인하대학교 전자공학과 졸업 (학사)
1986년 2월 인하대학교 대학원 전자공학과 졸업 (석사)
1991년 8월 인하대학교 대학원 전자공학과 졸업 (박사)
현재 인제대학교 의용공학과 정

교수

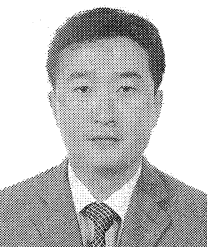
관심분야 : 진단 초음파, 초음파 치료



이 동 훈

1987년 2월 인하대학교 전자공학과 졸업 (학사)
1993년 2월 인하대학교 대학원 전자공학과 졸업 (석사)
2001년 8월 인하대학교 대학원 전자공학과 졸업 (박사)
현재 동명대학교 의용공학과 조교수

관심분야 : 생체계측 및 신호처리, 방사선공학, 의료기기



윤 동 업

1998년 2월 부경대학교 전기공학과 졸업(학사)
2000년 2월 부경대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사)
2006년 8월 부경대학교 대학원 전기공학과 졸업(박사)

관심분야 : 한방분야 치료시스템 및 의료기기