

## Extraction of Motion Parameters using Acceleration Sensors

Yong-Hee Lee\*, Kang-Woo Lee\*

\*Professor, Dept. of Computer Engineering, Halla University, Wonju, Korea

### [Abstract]

In this paper, we propose a parametric model for analyzing the motion information obtained from the acceleration sensors to measure the activity of the human body. The motion of the upper body and the lower body does not occur at the same time, and the motion analysis method using a single motion sensor involves a lot of errors. In this study, the 3-axis accelerometer is attached to the arms and legs, the body's activity data are measured, the momentum of the arms and legs are calculated for each channel, and the linear predictive coefficient is obtained for each channel. The periodicity of the upper body and the lower body is determined by analyzing the correlation between the channels. The linear predictive coefficient and the periodic value are used as data to measure the type of exercise and the amount of exercise. In the proposed method, we measured four types of movements such as walking, stair climbing, slow hill climbing, and fast hill descending. In order to verify the usefulness of the parameters, the recognition results are presented using the linear predictive coefficient and the periodic value for each motion as the neural network input.

▶ **Key words:** Linear prediction, Correlation, Health information, Accelerometer, Motion parameter

### [요 약]

본 논문에서는 인체의 활동량을 측정하기 위해 가속도 센서로 부터 얻은 운동신호를 파라미터로 모델링 하는 방법을 제안한다. 상체와 하체의 움직임이 동시에 일어나지 않는 경우, 현재의 단 채널 방식의 운동량 분석방법은 많은 오차를 수반하게 된다. 본 연구에서는 3축 가속도 센서를 팔과 다리에 부착하고 인체의 활동을 측정 후, 각 채널 별로 팔과 다리의 운동량을 계산하고, 채널별로 선형예측계수를 얻는다. 또한, 상체와 하체운동간의 교차상관도를 측정함으로써 상체와 하체의 주기성을 판단하게 된다. 선형예측계수와 주기 값은 운동의 종류와 이에 따른 운동량을 측정하는 자료로 이용하게 된다. 결과에서 제안한 방법의 유효성을 확인하기 위해 계단내려가기, 계단오르기, 언덕오르기, 언덕내려가기 등의 4가지 운동을 측정하여, 제시한 파라미터 모델의 유용성을 확인한다.

▶ **주제어:** 선형예측, 상관관계, 건강정보, 가속도계, 운동매개 변수

- 
- First Author: Yong-Hee Lee, Corresponding Author: Kang-Woo Lee
  - \*Yong-Hee Lee (yhlee@halla.ac.kr), Dept. of Computer Engineering, Halla University
  - \*Kang-Woo Lee (kwlee@halla.ac.kr), Dept. of Computer Engineering, Halla University
  - Received: 2019. 09. 16, Revised: 2019. 10. 23, Accepted: 2019. 10. 23.

### I. Introduction

최근 들어 건강에 대한 관심이 많아지면서 일반인들도 건강을 관리하기 위해 운동량을 측정할 수 있는 스마트폰, 스마트 워치 등을 착용하고 다니는 경우가 많다. 운동량을 측정함으로써 인체의 대사를 통해 소모되는 칼로리와 흡수해야하는 칼로리의 균형을 위한 정보를 얻을 수 있다. 이러한 이유로 스마트 팔지 등을 통해 체계적으로 운동량을 측정하고 건강을 관리하기 위한 연구가 많이 진행되고 있다[1][2][3][4]. 대부분의 연구는 가속도 센서를 기반으로 인체 활동을 측정한 후 운동량을 계산하고, 이를 근거로 대사량을 측정하여 소모 칼로리를 계산하고 통계적 분석결과를 제시하는 것이 주된 목적이다[5][6]. 이를 통해 건강을 유지하는데 도움을 준다[7][8][9][10][11]. 현재 이러한 연구를 기반으로 다양한 형태의 스마트폰 어플리케이션 및 웨어러블 장비들이 나와 있다. 그러나 운동의 종류에 따른 대사량을 정확하게 계산하기 위해서는 사전에 운동의 종류를 설정한 후, 운동 후 소모 칼로리를 계산해야 한다. 이러한 방법으로는 전신운동과 팔과 다리와 같은 부분적인 운동을 구분하는 것이 쉽지 않다. 또한, 한 종류의 운동이 아니고 다양한 운동을 조합하여 진행되는 경우, 전체의 대사량을 얻는 것은 어려운 일이다.

본 논문에서는 먼저 인체 활동을 측정할 수 있는 활동량 센서를 손목과 발목에 부착하고, 운동이 시작되면 팔과 발의 움직임을 기초로 운동변위를  $x$ ,  $y$ , 그리고  $z$ 축에 대해 측정 후 이를 파라미터로 모델링한다. 이후 신경망을 통해 운동의 종류를 구분하여 운동에 따른 칼로리를 계산하는데 활용할 수 있도록 하고자 한다.

### II. Preliminaries

본 논문에서는 인체의 운동을 측정하기 위해 팔과 다리에 각각 가속도 센서를 부착한 후 측정하는 방법을 사용한다. 한 곳이 아닌 복수개의 센서를 부착하는 것은 부분적인 운동과 몸 전체의 운동을 구분하고 운동의 종류를 자동으로 판별할 수 있는 알고리즘 전개가 가능하기 때문이다. 각 센서로부터 들어온 운동신호는 해석과정을 통해 특징 파라미터 추출과정을 거친다. 파라미터를 추출하기 위해 먼저, 인체의 운동 방향에 따른 운동량을 계산한다. 운동의 종류에 따라, 팔과 다리의 움직임, 그리고 운동량의 크기, 방향이 각기 다르게 된다. 기본적으로 팔과 다리에 운동량을 측정하는 가속도 센서를 부착하여  $x$ ,  $y$ ,  $z$ 축의 움

직임을 측정하게 되면, 팔의 전체 운동량은 식(1)과 같이 나타낼 수 있고, 각 방향별 운동량은 식(2), 식(3), 그리고 식(4)과 같이 활동에 비례하는 운동량 정보를 얻을 수 있다. 또한, 팔과 다리의 주기  $T_{ARM}$ 과  $T_{FOOT}$ 을 구해 주기적인 운동여부 판별을 위한 파라미터로 사용하게 된다.

$$ARM: TE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i^2 + y_i^2 + z_i^2) \dots\dots\dots(1)$$

x방향 상체운동량

$$ARM: DE(x) = \frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{\sum_{i=1}^N (x_i^2 + y_i^2 + z_i^2)} \dots\dots\dots(2)$$

y방향 상체운동량

$$ARM: DE(y) = \frac{\sum_{i=1}^N y_i^2}{\sum_{i=1}^N (x_i^2 + y_i^2 + z_i^2)} \dots\dots\dots(3)$$

z방향 상체운동량

$$ARM: DE(z) = \frac{\sum_{i=1}^N z_i^2}{\sum_{i=1}^N (x_i^2 + y_i^2 + z_i^2)} \dots\dots\dots(4)$$

$$\text{팔의 움직임 주기} = T_{ARM} \dots\dots\dots(5)$$

발의 경우도 운동량을 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$FOOT: TE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i^2 + y_i^2 + z_i^2) \dots\dots\dots(6)$$

x방향 하체운동량

$$FOOT: DE(x) = \frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{\sum_{i=1}^N (x_i^2 + y_i^2 + z_i^2)} \dots\dots\dots(7)$$

y방향 하체운동량

$$FOOT: DE(y) = \frac{\sum_{i=1}^N y_i^2}{\sum_{i=1}^N (x_i^2 + y_i^2 + z_i^2)} \dots\dots\dots(8)$$

z방향 하체운동량

$$FOOT: DE(z) = \frac{\sum_{i=1}^N z_i^2}{\sum_{i=1}^N (x_i^2 + y_i^2 + z_i^2)} \dots\dots\dots(9)$$

다리의 움직임 주기 =  $T_{FOOT}$  .....(10)

여기에서 x, y, z는 방향을 의미하며, 그림 1과 같이 x축은 좌우 운동, y축은 전후운동, 그리고 z축은 상하운동이다. 그리고 첨자에서 ARM은 팔, FOOT는 발을 의미한다. TE는 정규화한 전체 운동량이며, DE는 각 방향에서의 운동량이다. i는 샘플, N은 해석구간 창 크기를 의미한다. 각 방향에 대한 상대적인 값을 계산하면 움직임이 좌우(x축)운동인지, 전후(y축)운동인지, 상하(z축)운동인지를 판별하게 된다. 예를 들면, 자전거 운동의 경우, 다리의 페달링이 규칙적이며, 팔의 움직임은 거의 없는 상태가 된다. 이 때 다리의 움직임은 단순히 수직적(z축)으로 움직이는 것이 아니라 전후(y축)방향으로도 움직이며, 이를 통해 운동량의 방향 값을 구하여 주기정보와 함께 운동이 자전거 운동임을 분석하게 된다. 소모 칼로리는 사용자의 추가적인 정보(키, 몸무게, 심장 박동수)등을 통해 정확하게 산출하게 된다. 일상적인 걷기의 경우, 다리의 움직임은 전후로 규칙적이며, 팔의 움직임도 전후로 규칙적일 수도 있고, 경우에 따라 아닐 수도 있다. 운동량은 보통의 크기를 나타낸다. 달리기의 경우는 팔과 다리의 움직임이 규칙적이며, 상대적으로 운동량이 크고 빠른 움직임을 보인다. 소모 칼로리는 운동량에 비례하여 증가하게 된다. 또한, 계단오르기의 경우도 걷기와 유사하나, z축으로의 운동량이 많이 일어나게 되므로 반영되는 파라미터의 변화를 얻을 수 있다. 계단내려가기의 경우는 -z방향의 움직임이 많이 일어나므로 구분할 수 있게 된다.

### III. The Proposed Scheme

그림 1은 본 연구에서 운동량을 측정하기 위해 사용한 센서의 부착 방법을 나타낸 것이다. 3축 가속도 센서에 의해 운동방향을 측정할 수 있으며, 팔과 발에서 동시에 측정함으로써 상체와 하체 운동정보를 얻게 된다. 그림 2는 운동의 형태가 주기적인 경우와 비주기적인 경우에 나타나는 측정정보를 나타낸 것이다. (a)는 비주기적인 운동의 경우를 나타낸 것이며, (b)는 주기적인 운동의 파형정보를 나타낸 것이다. 주기성의 경우, 자기상관함수를 사용하여 얻는다.

### 1. Parametric modeling of exercise data

운동데이터의 특징 파라미터로는 안정신호에 많이 사용하는 LP(Linear Prediction)방법을 적용한다. 파라미터로 모델링하는 방법은 운동신호에서 크기정보뿐 아니라, 위상정보를 얻기 위해 연구되고 있다[12][13]. 그리고, 식(16)의 자기 상관함수를 이용하여 각 채널별로 운동데이터의 주기성을 측정한다.

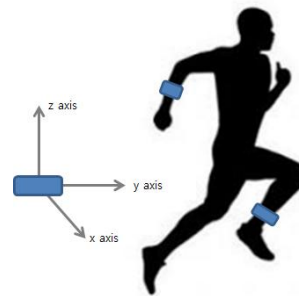


Fig. 1. Sensor mounting position

운동신호모델링을 위해 특징 파라미터로는 선형예측 방법인 LP계수 사용하였다. 또한 채널 간 교차상관함수(cross-correlation)를 사용하여 상대적인 움직임 응답지연 값을 얻는다. 예측신호 s(n)은 다음 식(11)와 같이 나타낸다.

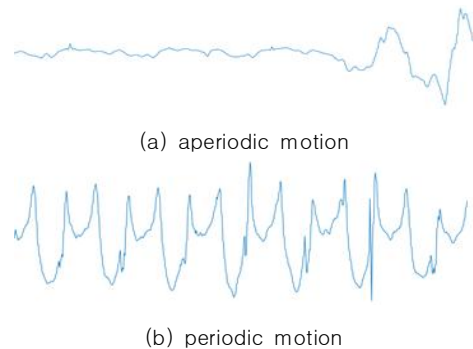


Fig. 2. Example of measurement of exercise

$$s(n) = \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) + Gu(n) \dots\dots\dots(11)$$

전달 함수는 식(12)과 같다.

$$H(z) = \frac{G}{1 - \sum_{k=1}^p a_k z^{-k}} \dots\dots\dots(12)$$

여기서 G, a<sub>k</sub>, p는 각각 이득 파라미터, 필터 계수, 필터 차수이다. 선형 예측오차는

$$e(n) = s(n) - \sum_{k=1}^L a_k s(n-k) = Gu(n) \dots\dots (13)$$

이다.

**2. Cross-correlation of exercise data**

다채널의 측정된 팔과 다리의 신호들 간 상관도를 얻기 위해 교차상관함수 방법을 사용하였다. 교차상관함수는 평균값이 0인 두 개의 길이가 M인 수열 v(k)와 w(k)가 주어질 때, 식(14)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\rho_{vw}(n) = \frac{r_{vw}(n)}{[r_{vv}(0)r_{ww}(0)]^{1/2}}, n = 0, 1, 2, \dots \dots\dots(14)$$

여기서 교차상관함수는 식(15)과 (16)에 의해 구할 수 있다

$$r_{vw}(n) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-n-1} v(k)w(k+n), n = 0, 1, 2, \dots \dots\dots(15)$$

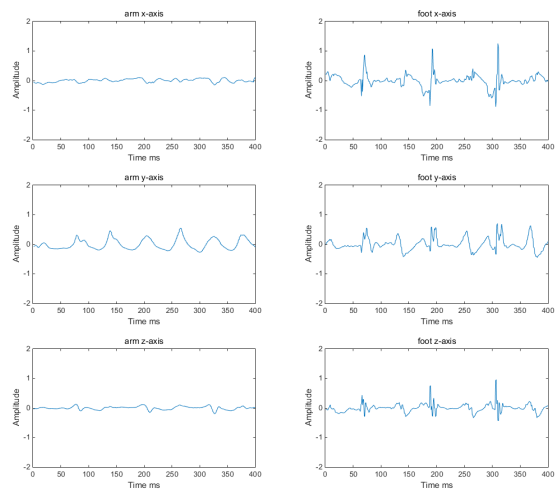
$$r_{vv}(0) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} [v(k)]^2, r_{ww}(0) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} [w(k)]^2 \dots\dots\dots(16)$$

여기서 M은 해석 구간에서의 샘플수이며 n은 지연샘플수이다. 식(15)는 교차상관함수로서 상이한 신호간의 상관관계를 나타내며, 유사한 신호일수록 상관관계가 크게 나타난다.

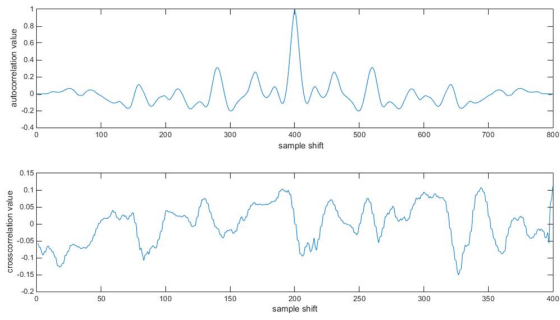
**IV. Experiments**

다채널로 들어온 운동데이터를 측정하고 이를 해석하여 운동의 종류등을 검출하는데 있어서, 기존의 파라미터 모델링 방법에 자기상관함수 값을 추가하여 정량적인 성능을 비교 평가하였다. 먼저, 실험에 사용된 운동종류는 계단오르기, 계단내려가기, 언덕오르기, 언덕내려가기 등으로 4종류를 선정하였다. 각 운동은 팔과 다리 2곳에 3축 가속도 센서를 부착하여 측정하였다. 실험을 위한 데이터는 Datatranslation사의 16비트 A/D 변환기를 통해 26세와 56세 성인남성의 데이터로 1kHz로 샘플링하여 얻었다. 측정프레임은 256샘플을 하나의 윈도우로 설정하여 대상자 동작 당 각각 40회를 측정하여 파라미터의 유용성을 평가하기 위해 사용하였다. 그림 3은 20대 남성의 언덕오르기 파형을 예로 나타낸 것이다. 파라미터는 팔과 다리 전체 6

개의 신호에 대해 수행하였다. 팔의 움직임은 움직이는 방향에 따라 큰 차이를 보이고 있다. 그림 3의 (a)는 팔과 다리의 움직임 파형을 나타낸 것이다. y축의 움직임이 상대적으로 다른 방향과 비교하여 큰 것을 알 수 있다. 그림 3의 (b)는 주기 값을 구하기 위한 자기상관함수와 팔과 다리의 교차상관함수를 나타낸 것이다. 그림 4는 계단오르기 동작에 대한 파형과 상관함수 그래프이며, 그림 5는 언덕내려가기 동작에 대한 파형과 상관함수 그래프이다. 또한, 그림 6은 언덕오르기에 대한 파형과 상관함수 그래프이다. 파라미터는 팔과 다리의 각 x, y, z축에 대해 각 LP모델 계수 12차와 팔과 다리의 각각 자기상관함수 최대 피크 지연 값, 그리고 팔과 다리사이의 교차 상관함수 최대 피크 지연 값을 구하여 사용하였다. 본 연구에서는 파라미터의 유용성을 평가하기 위해 신경망을 적용하였다. 파라미터의 유용성 평가가 목적이기 때문에 신경망에 적용하는 입력은 x, y, z축에서 팔과 다리 y축에 대해서만 LP계수 각 12개와 각 파형에서의 교차상관함수를 통해 얻어진 주기 값으로만 수행하였다. 구분하기 위한 운동의 종류가 다양하게 존재할 경우, 신경망의 구성을 x, y, z축을 포함하여 확대하여 구성하면 된다. 신경망의 구성은 일반적으로 많이 사용하는 역전파학습 알고리즘을 통해 구현하였다. 파라미터만으로 신경망을 구성할 경우는 팔과 다리의 24개의 계수로 입력층을 구성하였으며, 파라미터와 교차상관함수를 이용할 경우는 상체와 하체 운동의 12개 파라미터와 1개의 교차상관함수를 통해 얻은 주기 값으로 25개의 입력층을 구성하였다. 은닉층은 두 방법 모두 18개, 그리고 출력층은 4개를 갖는 신경망을 구성하여 학습을 진행하였다.

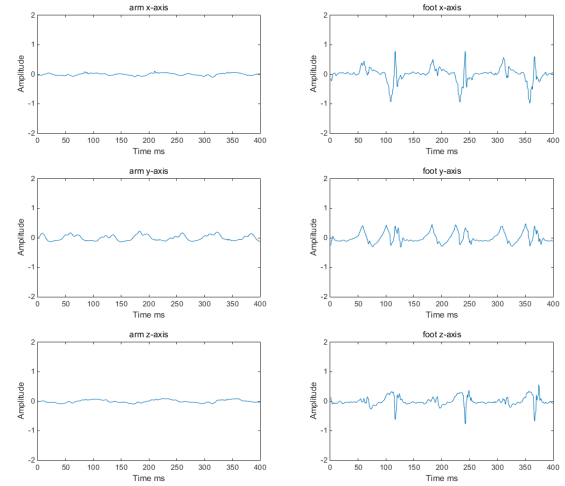


(a) 3-axis signals

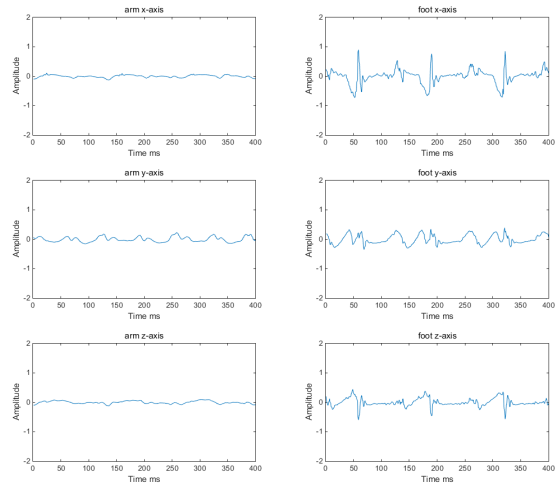


(b) correlation graph

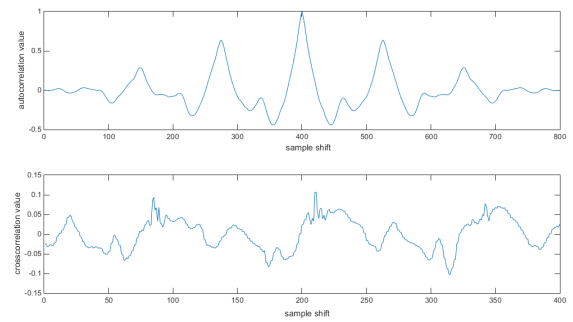
Fig. 3. 3-axis signals and correlations for going down the stairs exercise



(a) 3-axis signals

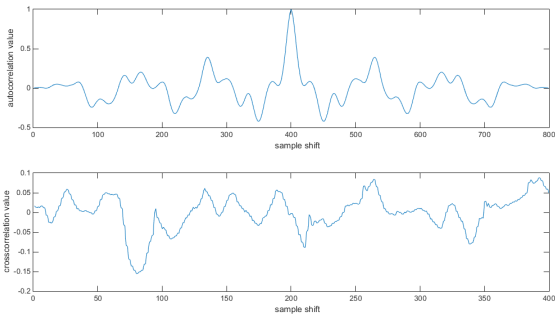


(a) 3-axis signals



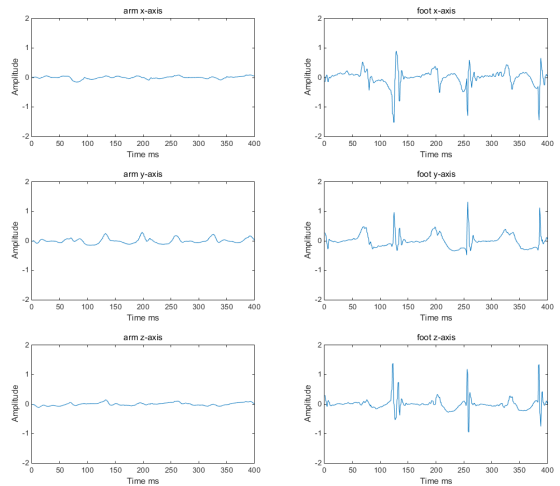
(b) correlation graph

Fig. 5. 3-axis signals and correlations for going down the hill exercise

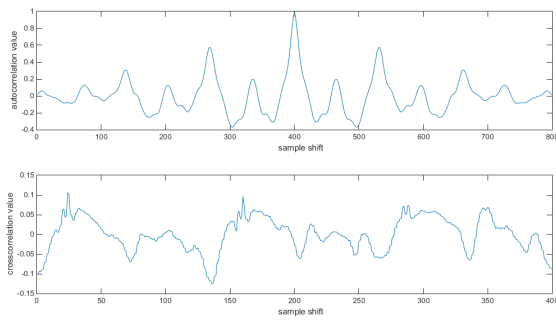


(b) correlation graph

Fig. 4. 3-axis signals and correlations for climbing stairs exercise



(a) 3-axis signals



(b) correlation graph

Fig. 6. 3-axis signals and correlations for hill climbing exercise

학습데이터로는 실험대상 각각 훈련데이터 20개씩 전체 40개를 가지고 학습하였으며, 인식결과를 얻기 위해 대상1인 26세 남성과 대상 2인 56세 남성의 훈련데이터에서 사용한 각 20개에 대한 인식율을 구했으며, 또한 비훈련데이터 각각 20개에 대한 인식율을 얻었다. 표1은 대상1에 대한 결과를 나타낸 것이며, 표2는 대상 2에 대한 백분율 인식결과이다.

Table 1. Recognition results of subject1

Exercise	Parameter		Parameter+Cross-correlation(Xcorr)	
	LPC coefficients		LPC+ Xcorr	
	Training data(%)	Untrained data(%)	Training data(%)	Untrained data(%)
Going down the stairs	80	75	85	80
Climbing stairs	90	80	90	85
Going down the hill	85	75	90	80
Hill climbing	80	70	85	80
Average	83.75	75	87.5	81.25

Table 2. Recognition results of subject2

Exercise	Parameter		Parameter+Cross-correlation(Xcorr)	
	LPC coefficients		LPC+ Xcorr	
	Training data(%)	Untrained data(%)	Training data(%)	Untrained data(%)
Going down the stairs	80	75	85	80
Climbing stairs	75	70	80	80
Going down the hill	85	75	90	85
Hill climbing	80	75	85	80
Average	80	73.75	85	81.25

전체적으로 대상에 따라 약간의 차이는 있으나, 표에서 보듯이 LP계수만 사용한 경우보다 교차상관함수 지연 값을 추가했을 경우 인식률이 향상됨을 알 수 있다.

### V. Conclusions

본 논문에서는 인체의 운동신호를 분석하고 대사량을 측정하기 위해 인체의 운동을 파라미터로 모델링하여 운동을 분류하는 방법을 제시하였다. 실험에서는 인체의 다양한 활동을 분류하기 위해 하나가 아닌 복수의 가속도센서를 사용하였으며, 각 센서로부터 들어온 3축의 신호를 선형 예측 방법을 사용하여 파라미터로 모델링을 하였다. 제시한 방법은 단순하게 파라미터로 분류하는 것과, 상체와 하체의 주기성을 고려하여 교차상관함수를 이용하는 방법을 비교하여 실험하였으며, 실험결과 파라미터 모델을 활용한 방법의 유효성을 확인할 수 있었으며, 교차상관함수를 활용한 방법의 인식율이 단순한 파라미터만을 이용한 방법보다 3.75%~7.5% 높은 것을 확인할 수 있었다. 본 연구결과는 인체의 다양한 운동종류를 구분하고, 이를 통해 대사량을 계산하는 방법에 활용하여 건강관리에 유효하게 적용될 수 있을 것으로 본다.

### ACKNOWLEDGEMENT

This research was financially supported by the Ministry of Trade, Industry & Energy(MOTIE), Korea Institute for Advancement of Technology (KIAT) through the Encouragement Program for The Industries of Economic Cooperation Region (R0005798)

### REFERENCES

- [1] Mi Zhang and Alexander A Sawchuk, "Usc-had: a daily activity dataset for ubiquitous activity recognition using wearable sensors," in ACM Conference on Ubiquitous Computing, 2012.
- [2] Muhammad Shoab, et al., "Fusion of smartphone motion sensors for physical activity recognition," Sensors, 2014.
- [3] Lho, Hyung-Suk ,Kim, Yun-Kyung ,Cho, We-Duke,"Real-Time Activity Monitoring Algorithm Using A Tri-axial", The KIPS Transactions : Part D, Vol.18 No.2, pp. 143-148, 2011.
- [4] Yun Kyung Kim, Hyung-Suk Lho, We-Duke Cho, " Step Count Detection Algorithm and Activity Monitoring System Using a

- Accelerometer”, Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea, Vol.48 No.2, pp.127-137, 2011.
- [5] Megan P.Rothney, "Validity of Physical Activity Intensity Predictions by ActiGraph, Actical, and RT3 Accelerometers" Obesity, pp. 1946-1952, 2008.
- [6] Maurice R. Puyau, "Prediction of Activity Energy Expenditure Using Accelerometers in Children" pp. 1625-1631, 2004.
- [7] Choi, Hyun-Min, Kim, Jong-Kyung, Chun, Jong-Mok, Yang, Seung-Won, Nho, Ho-Sung, "Validation of Activity Tracker for Assessing Energy Expenditure", The Korea Journal of Sports Science, Vol.20, No.6, pp. 1251-1260, 2011.
- [8] HALL, CAMERON; FIGUEROA, ARTURO; FERNHALL, BO; KANALEY, JILL A, "Energy Expenditure of Walking and Running: Comparison with Prediction Equations", Medicine & Science in Sports & Exercise, Vol. 36, No. 12, pp 2128-2134, December 2004, 2011.
- [9] Muni sekhar.K, Arpana bhide, Hemalatha, Shiva Krishna G, "Comparisn of Energy Expenditure During Walking and Running on Track before and after Traning in Young Health Adult Women“, International Journal of Physiotherapy and Research, Vol. 1, No.4, pp.143-47. 2013.
- [10] David Jacobi, "Physical Activity-Related Energy Expenditure With the RT3 and TriTrac Accelerometers in Overweight Adults" Obesity, pp. 950-956, 2007.
- [11] Scott E. Crouter, "Estimating energy expenditure using accelerometers", Springer-Verlag, pp. 601-612, 2006.
- [12] Shigeo Abe, "Support vector machines for pattern classication, vol. 53, Springer, 2005.
- [13] Pierluigi Casale, et al., "Human activity recognition from accelerometer data using a wearable device," in Pattern Recognition and Image Analysis, 2011.the 2nd International Conference on Industrial Mechatronics and Automation, pp. 436-439, 2010.

## Authors



Yong-Hee Lee received the B.S., M.S. and Ph.D. degrees in Electronics Engineering from Hanyang University, Korea, in 1991, 1993 and 1998, respectively. Dr. Lee joined the faculty of the Department of Computer Engineering at Halla University, Wonju Korea, in 1999.

He is currently a Professor in the Department of Computer Engineering, Halla University, Wonju, Korea. He is interested in bio-informatics.



Kang-Woo Lee received the B.S. and Ph.D. degrees in Computer Engineering from Hongik University, Korea, in 1986 and 1997, respectively. Dr. Lee joined the faculty of the Department of Computer Engineering at Halla University, Wonju, Korea, in 2002.

He is currently a Professor in the Department of Computer Engineering, Halla University, Wonju, Korea. He is interested in database and big data.