

# 3축 가속도 센서를 이용한 실시간 활동량 모니터링 알고리즘

노형석<sup>†</sup>·김윤경<sup>\*\*</sup>·조위덕<sup>\*\*\*</sup>

## 요약

본 논문에서는 3축 가속도 센서를 소형 디바이스(활동량 측정기)로 구성하고 이를 사람의 신체에 착용하고 사람이 보행 시 발생하는 가속도 센서의 Raw 데이터 출력 값을 획득하여 실시간 활동량으로 변환하고 모니터링 할 수 있는 활동량 측정기와 알고리즘을 개발하였다. 피험자 59명을 대상으로 트레드밀(Treadmill)에서 호흡가스대사분석기(K4B2), Actical 그리고 본 연구에서 개발된 활동량 측정기를 착용 후 36분 동안 테스트 프로토콜에 따라 다양한 속력의 걸음(느리게 걷기, 걷기, 빠르게 걷기, 천천히 뛰기, 뛰기, 빠르게 뛰기)에 대해서 실험을 하였다. 가속도 센서의 출력 데이터와 피험자 정보를 이용하여 에너지소비량(Energy Expenditure :EE)을 추정하는 회귀식을 도출하였으며 이는 실험시 같이 착용한 Actical보다 제안하는 활동량 변환 알고리즘의 성능이 1.61% 향상 되었다.

키워드 : 3축 가속도 센서, 에너지 소비, 칼로리, 액티칼, 활동량 측정기

## Real-Time Activity Monitoring Algorithm Using A Tri-axial Accelerometer

Hyung-Suk Lho<sup>†</sup> · Yun Kyung Kim<sup>\*\*</sup> · We-Duke Cho<sup>\*\*\*</sup>

## ABSTRACT

In this paper developed a wearable activity device and algorithm which can be converted into the real-time activity and monitoring by acquiring sensor raw data to be occurred when a person is walking by using a tri-axial accelerometer. Test was proceeded at various step speeds such as slow walking, walking, fast walking, slow running, running and fast running, etc. for 36 minutes in accordance with the test protocol after wearing a metabolic test system(K4B2), Actical and the device developed in this study at the treadmill with 59 participants of subjects as its target. To measure the activity of human body, a regression equation estimating the Energy Expenditure(EE) was drawn by using data output from the accelerometer and information on subjects. As a result of experiment, the recognition rate of algorithm being proposed was shown the activity conversion algorithm was enhanced by 1.61% better than the performance of Actical.

Keywords : Tri-axial Accelerometer, Energy Expenditure, Kcal, Actical, Activity Device

## 1. 서론

사람의 물리적인 행동(Physical Activity :PA)은 건강한 몸을 유지하는데 중요한 요인이 된다[1].

PA는 과체중과 비만의 예방과 치료에 있어서 중요한 구성요소로써 PA를 통하여 체중 감량과 체중 유지에 필요한 에너지를 소비하게 된다[2]. 적절한 운동 습관의 권장을 위

해서 American College of Sports Medicine(ACSM)과 Center for Disease Control and Prevention에서는 성인들이 주 5일 30분씩 규칙적으로 운동하는 것을 권장하고 있다 [3][4]. 또한 PA를 추정하는데 가장 흔한 방법은 가속도 데이터를 이용하여 에너지소비량(Energy Expenditure :EE) [5][6][7][8]이나 대사량(Metabolic equivalents :METs) [9] [10][11]을 추정한다. ACSM에 따르면 MET는 전형적으로 Sedentary(1-1.5 METs), light(1.5-3 METs), Moderate (3-6 METs), 그리고 Intense/Vigorous (>6 METs) PA와 같이 4 단계로 나뉜다[3].

가속도 센서로부터 획득된 데이터는 성별, 나이, 키, 몸무게 등과 같은 사용자 정보와 결합되어 활동량을 산출하거나 생활 패턴을 알아내는 등 다양한 행동인식을 위한 정보로 사용되

※ 본 연구는 지식경제 프론티어 기술개발사업의 일환으로 추진되고 있는 지식경제부의 유비쿼터스 컴퓨팅 및 네트워크 원천기반기술개발사업의 10C2-T3-10M 과제로 지원된 것임.  
† 정 회 원: 아주대학교 유비쿼터스 컨버전스 연구소 전임 연구원  
\*\* 정 회 원: 아주대학교 유비쿼터스시스템 연구소 박사과정  
\*\*\* 중신회원: 아주대학교 전자공학부 교수(교신기자)  
논문접수: 2010년 11월 25일  
수정일: 1차 2011년 1월 14일  
심사완료: 2011년 2월 8일

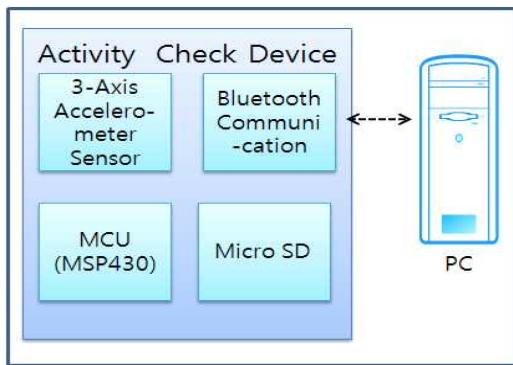
며, 운동량 측정이나 BMI(Body Mass Index)계산과 같이 건강상태를 측정하는데 많이 활용된다[6]. 가속도 데이터를 이용하여 EE나 METs를 예측하는 공식은 다양하며 모든 예측 공식들은 ActiGraph[11][12], Actical[6], FitBit [14], RT3[5]와 같은 특정 장치에 특화되어 있다. 위에서 언급한 바와 같이 이런 예측 공식들을 각각의 장치에 영향을 받기 때문에 예측 공식을 타 제품에 적용하는 것은 정확도 측면에서 성능을 보장하기 쉽지 않다. 또한 사용자의 생활 습관을 개선하여 비만 환자를 정상 체중으로 만들거나, 과체중인 사용자에게 운동에 대한 동기 유발을 위해서는 비교적 정확한 kcal 계산이 필요하므로 kcal의 예측의 정확성을 높이는 것이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 정확성이 좀 더 향상된 가속도 센서 데이터를 활동량으로 변환하는 알고리즘을 구현하였다. 구현한 알고리즘은 Actical에서 측정된 활동량 AEE(Activity Energy Expenditure)[6]와 비교하여 성능을 검증하였다.

본 논문의 구성은 2장에서 연구방법을 기술하고 3장에서는 활동량 변환 알고리즘을 제시하며 4장에서 결론을 맺는다.

**2. 연구방법**

**2.1 3축 가속도 센서**

본 연구에서 개발한 활동량 측정기는 TI사의 16bit MCU(Micro Controller Unit)와 디지털 타입의 3축 가속도 센서, Micro SD 메모리, 그리고 블루투스2.0 + EDR 통신 모듈로 구성 되었다. 3축 가속도 센서는 디지털 데이터 10bit의 분해능을 가지는 BOSCH사의 BMA150을 사용하였다. 최대 진폭을 ±8g로 설정하였으며 Sampling Rate는 32Hz이다. (그림 1)은 본 연구에서 개발된 시스템 구성도이다.



(그림 1) 시스템 구성도

**2.2 데이터 획득**

실험 데이터 획득을 위하여 건강한 성인을 대상으로 실험 참가자를 모집하여 21세에서 38세 사이의 성인 남녀 59명을 선발하였다. 이들 피험자의 몸무게는 49.70kg에서 115.70kg 이고 평균 나이는 28세이다. 본 연구에 참가한 실험 대상자의 특징은 <표 1>과 같으며 트레드밀에서 다양한 걸음 속력의 가속도 출력 데이터를 획득하여 실험하였다.

<표 1> 실험 대상자의 특징

	전체 (n=59)	남자 (n= 30)	여자 (n= 29)
나이 (Year)	28.07±4.46 (21-38)	28.34±4.19 (21-38)	27.59±5.12 (21-38)
키 (m)	168.15±8.66 (148.9-185.7)	176.27±4.49 (167.9-185.8)	161.55±4.96 (148.9-172.0)
몸무게 (kg)	68.88±13.12 (49.7-115.7)	78.86±9.80 (61.0-115.7)	59.42±6.28 (49.7-78.7)
BMI (kg/m <sup>2</sup> )	24.19±3.00 (19.90-33.60)	25.40±3.20 (20.50-33.60)	22.77±2.10 (19.90-30.20)

**2.3 테스트 프로토콜**

피험자들은 호흡가스대사분석기(K4B<sup>2</sup>)를 가슴 부분에 착용하고 오른쪽 팔 상박과 오른쪽 허리에 활동량 측정기를 부착 하고, Actical은 왼쪽 허리에 부착 후 트레드밀 위에서 느리게 걷기, 걷기, 빠르게 걷기, 천천히 뛰기, 뛰기, 빠르게 뛰기의 순서대로 속력을 달리하면서 각 단계별로 5분씩 진행하였다. 테스트 프로토콜은 운동생리학 연구자의 자문을 통해 얻어진 것이며 중간에 1분씩 불완전 휴식 단계가 포함되어 있는 것은 운동을 함에 있어 호흡이 안정되기까지의 시간을 고려하였으며 <표 2>와 같이 구성하였다. 신체적 특징을 고려하여 여자는 남자의 트레드밀 속도 보다 1km/h 작게 설정하였다. 가속도 센서를 왼쪽과 오른쪽 팔에 부착 하였을 때 센서 데이터 출력 값의 차이가 많지 않은 것으로 소개되어[13] 본 연구에서는 오른쪽 팔에 부착 하였다. 본 실험의 구성은 (그림 2)과 같다.



(그림 2) 실험의 구성

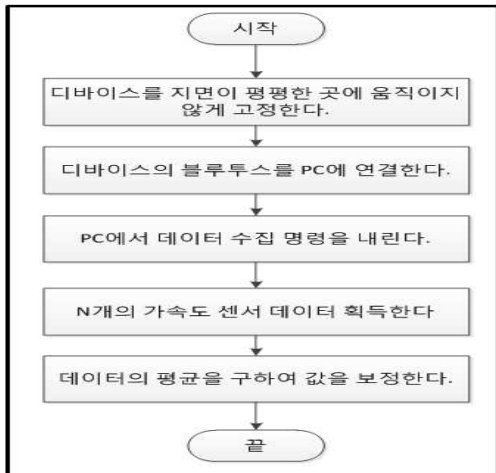
<표 2> 테스트 프로토콜

단계	트레드밀 속도 (km/h)	시간 (Minute)
1. 느리게 걷기	3	5
2. 걷기	5	5
휴식	3	1
3. 빠르게 걷기	7	5
휴식	3	1
4. 천천히 뛰기	9	5
휴식	3	1
5. 뛰기	10	5
휴식	3	1
6. 빠르게 뛰기	11	5
휴식	3	1

Actical[6]은 Philips사의 제품으로 2축 가속도 센서를 이용하여 사용자의 Activity count를 측정하고 이와 사용자 정보를 이용하여 AEE를 산출한다. 다양한 방법과 다양한 사용자 구성으로 이 제품을 검증했고[6][15], 의료기기 인증까지 받은 제품이므로 우리가 개발한 알고리즘을 검증하는데 비교 데이터로써 충분하다.

2.4 데이터 분석

3축 가속도 센서는 Simple 0g x, 0g y, +1g z calibration[12] 방법을 이용하여 영점 보정을 하였다. 센서의 움직임을 최소화하기 위해 블루투스 통신을 이용하여 다음과 같이 수행하였다. 센서를 평평한 지면에 고정하였을 때 x축, y축의 값을 0g z축의 값은 중력의 영향으로 1g값이 센서로부터 출력되어야하는 성질을 이용한 방법이다. (그림 3)은 Freescale사에서 제안하는 센서 Zero calibration 방법을 개발된 활동량 측정기에 맞게 순서도를 작성하였다.



(그림 3) Sensor calibration 순서도

3축 가속도 센서의 출력 값에는 회전성분이 포함되므로 이를 고려하지 않고 하나의 대표 값으로 처리하기 위하여 식 (1)과 같이 에너지 값( $E_i$ )으로 변환하였다. 여기서  $a_x, a_y, a_z$  값은 3축 가속도 센서의 출력 가속도 값이다.

$$E_i = a_{xi}^2 + a_{yi}^2 + a_{zi}^2 \tag{1}$$

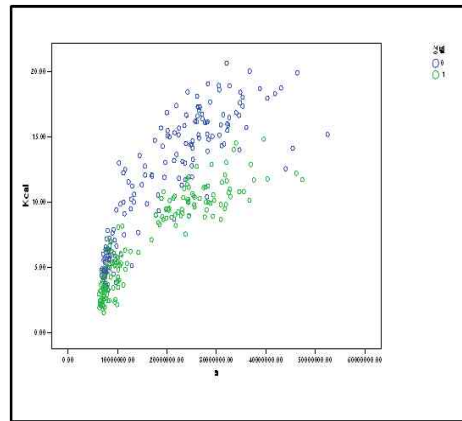
$E_i$  : 에너지 값  
 $a_x, a_y, a_z$  : 3축가속도 센서 출력 값  
 $i$  :  $i$ 번째 데이터

호흡가스대사분석기(K4B<sup>2</sup>)에서 획득된 데이터와의 매칭을 위해 개발된 활동량 측정기에서 획득된 가속도 센서의 Raw 데이터를 식 (2)와 같이 가공하였다. 여기서 n은 1분간 데이터로써 그 값은 1920이고, S는 에너지 값( $E_i$ )에 대한 합이다.

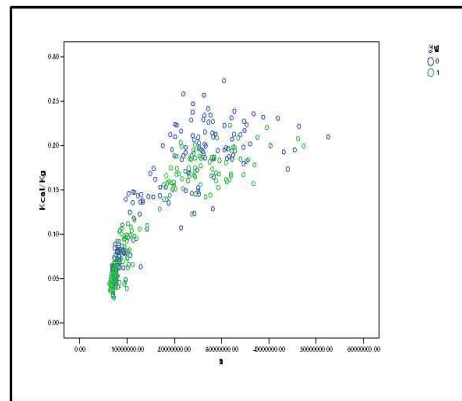
$$S = \sum_{i=1}^n E_i \tag{2}$$

$S$  : 에너지 값의 합  
 $E_i$  : 에너지 값  
 $i$  :  $i$ 번째 데이터  
 $n$  : 1분간의 데이터

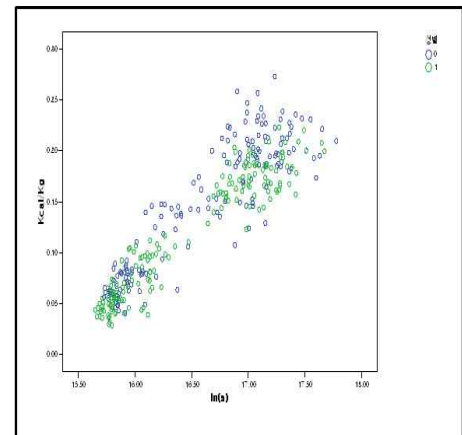
3. 활동량 변환 알고리즘



(그림 4) 성별에 따른 kcal와 S의 산점도



(그림 5) 성별에 따른 S와 kcal/kg의 산점도



(그림 6)성별에 따른 kcal/kg와 ln(s)의 산점도

회귀 공식을 유추하기 위하여 실험을 통해 얻은 데이터를 이용하여 산점도를 그려서 살펴보았다. (그림 4)는 성별에 따른 kcal와 식 (2)를 통해 얻은 S의 산점도로써 “0”은 남자, “1”은 여자를 나타내며 여자보다 남자가 같은 S에 비해 kcal가 더 높게 나오는 것을 알 수 있다. kcal가 몸무게에 크게 의존적이라는 가정이라면 이는 남자보다 여자의 몸무게가 더 작기 때문에 당연한 결과라고 판단된다. 따라서 kcal과 S를 각각의 피험자 몸무게로 나눈 값과의 산점도를 그려보면 (그림 5)과 같이 성별에 상관없이 산점도가 고루 분포하는 것을 알 수 있다. 하지만 여전히 kcal/kg 값과 S의 값이 선형적이지 않다는 것을 알 수 있고 이는 선형 회귀분석을 적용하기 위해 변수 변환을 하여 선형적으로 바꿀 필요가 있다. (그림 5)에서 보이는 바와 같이 산점도가 Log형이기 때문에 S값에 ln을 취하면 선형관계가 된다는 것을 짐작할 수 있다. kcal/kg과 ln(s)의 관계는 (그림 6)의 산점도에서 보이는 바와 같이 선형관계에 있다는 것을 알 수 있다. 실제로 두 변수간의 상관계수(r)를 구해보면 r = 0.983으로 1에 상당히 가까우므로 선형관계에 있다는 것을 알 수 있다.

변수변환을 통해 얻은 kcal/kg와 ln(s)의 선형 회귀 분석을 하기위해 식 (3)의 선형회귀 모형을 적용하였다.

$$Y_i = \alpha + \beta X_i + e_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

- α : 회귀계수, 모수, 절편
- β : 회귀계수, 설명변수 x의 기울기, 설명변수 x가 한 단위 증가할때마다 종속변수 y의 증가량(미분계수)
- Y : Kcal/Kg
- X : 설명변수 (S)
- e : 오차항 (error term)

식 (3)의 회귀모형 추정을 위하여 최소자승법(Ordinary Least Square)을 이용하여  $\sum_{i=1}^n e_i^2 = 0$ 을 최소화하는 식 (3)의 α, β를 추정하면 식 (4)의 Q를 최소화하는 추정치  $\hat{\alpha}, \hat{\beta}$ 를 편미분하여 그 결과를 0으로하는 식 (5)(6)과 같은 정규방정식의 해를 구하면 식 (7)(8)과 같다.

$$Q = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{\alpha} - \hat{\beta} X_i)^2 \quad (4)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial \alpha} = -2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{\alpha} - \hat{\beta} X_i) = 0 \quad (5)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial \beta} = -2 \sum_{i=1}^n X_i (Y_i - \hat{\alpha} - \hat{\beta} X_i) = 0 \quad (6)$$

$$\hat{\alpha} = \bar{Y} - \hat{\beta} \bar{X} \quad (7)$$

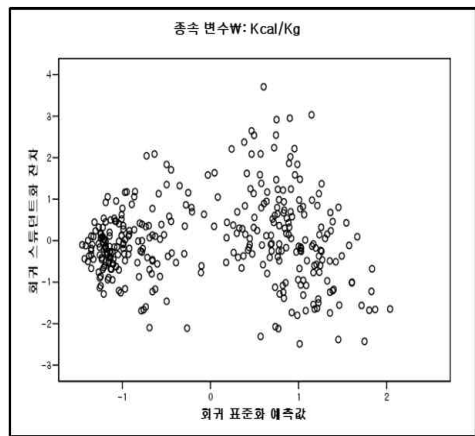
$$\hat{\beta} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \quad (8)$$

$$\hat{Y}_i = \hat{\alpha} + \hat{\beta} X_i \quad (9)$$

식 (9)는 최소자승 추정치 식 (7)(8)을 이용하여 얻은 회귀식이다. 식 (3)의 기울기 회귀계수(β)를 추정하기위하여 설명변수의 유의성 검정을 하였다. 이를 위해 귀무가설  $H_0 : \beta = 0$ 에 대한 가설검정 결과 <표 3>과 같다. p값(유의 확률)이 0.05보다 작으므로 유의하다는 것을 알 수 있다.

<표 3> 분산분석

	선형회귀분석	잔차	합계
제곱합	1.145	0.206	1.351
자유도	1	335	336
평균제곱	1.145	0.001	
F	1865.915		
유의확률(p)	< 0.001		



(그림 7) 잔차분석

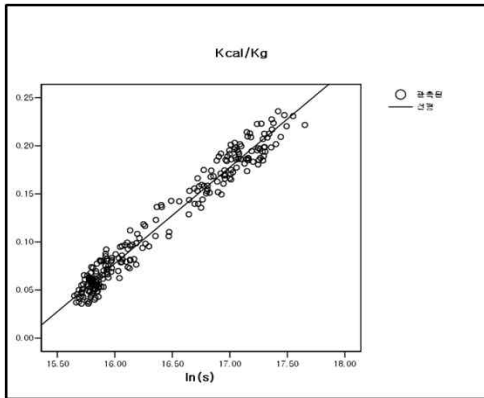
(그림 7)에서 보는바와 같이 선형성, 등분산성이 없을만한 특별한 패턴이 존재하지 않는다. 스튜던트화된 잔차를 분석하여 잔차가 2이상인 값을 제거하고 10번의 필터링 후에 식 (10)과 같은 회귀식을 도출하였다. 관측치 개수는 337개였으나 101개가 이상치로 판단되어 236개의 데이터만을 이용하여 회귀분석을 실시하였다. 여기서 이상치가 많은 이유는 사람에 따라 걷거나 뛰는 동작 패턴이 다양하기 때문인 것으로 추정된다.

$$kcal = (0.1002(\log S) - 1.525) \times kg \quad (10)$$

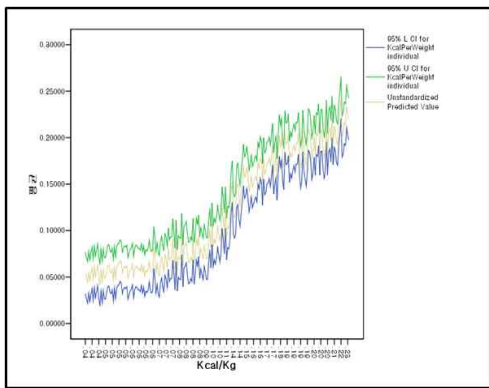
$$(t = 81.329, p < 0.001), R^2 = 0.966$$

$t$ :  $t$ -검정 통계량  
 $p$ : 유의확률  
 $R^2$ : 결정계수

여기서  $t$ 는  $t$ -검정 통계량,  $p$ 는 유의확률을 나타내며 결정계수( $R^2$ )가 1에 가깝기 때문에 두 변수간의 선형관계의 정도가 높다고 할 수 있다. 또한  $p$ 값이 0.05보다 작으므로 통계적으로도 유의하다고 할 수 있다.(그림 8)은 실제 관측치와 도출된 회귀식의 직선관계를 보여주며 (그림 9)은 신뢰구간(95%)을 보여주는 그래프이다.



(그림 8) 직선적합



(그림 9) kcal/kg의 예측치와 95%신뢰구간

#### 4. 분석

본 연구에서 제안한 알고리즘의 식 (10)과 Actical의 AEE 산출 성능을 식 (11)과 같이 RSME(Root Mean Square Error)를 구하고 실제 호흡가스대사분석기에서 나온 kcal 값과의 정확도(P)를 식 (12)와 같이 구하여서 <표 4>에 정리하였다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2} \quad (11)$$

$$P = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{|Y_i - \hat{Y}_i|}{Y_i} \right) \times 100 \quad (12)$$

$P$ : 정확도  
 $n$ : 관측치 개수  
 $Y_i$ : 실제 kcal  
 $\hat{Y}_i$ : 예측 kcal

<표 4> kcal 예측값의 RMSE 및 정확도(P)

구분	RMSE	정확도P(%)
제안한 알고리즘	3.1016±5.2329	83.68
Actical AEE	3.9773±6.51103	82.07

<표 4>에서 나타내는 값은 이상치로 판단된 모든 데이터를 포함한 수치로써 RMSE가 Actical에 비해 작다는 것을 알 수 있다. 따라서 제안한 알고리즘이 호흡가스대사분석기(K4B<sup>2</sup>)에서 나온 기준 kcal 보다 정확하게 예측된다는 것을 알 수 있으며 정확도(P)는 Actical의 성능보다 1.61% 향상되었다. kcal 예측의 정확도 향상은 활동량 측정기 사용자에게 더 정확한 활동량을 표시해주므로, 운동이 부족한 사용자에게 운동 동기 부여에 더 힘을 실어 줄 수 있는 척도도 사용될 수 있을 것이다.

#### 5. 결론

본 논문에서는 3축 가속도 센서를 이용하여 가속도 출력 Raw 데이터를 획득하고 실시간 활동량으로 변환할 수 있는 활동량 측정기와 알고리즘을 개발하였다. 피험자 59명을 대상으로 트레드밀에서 호흡가스대사분석기(K4B<sup>2</sup>), Actical, 활동량 측정기를 착용하고 테스트 프로토콜에 따라 다양한 속력의 걸음에 대해서 테스트를 진행하였으며 Actical에 측정된 활동량 AEE와 본 연구에서 제안한 알고리즘으로 측정된 활동량을 비교하였다. 그 결과 호흡가스 대사분석기(K4B<sup>2</sup>)의 kcal 기준으로 제안한 알고리즘이 Actical의 성능보다 1.61% 향상 되었다.

#### 참고 문헌

- [1] Megan P.Rothney, Emily V.Schaefer, Megan M.Neumann, Leena Choi, and Kong Y.Chen, Validity of Physical Activity Intensity Predictions by ActiGraph, Actical, and RT3 Accelerometers, Obesity(Silver Spring), pp.1946-1952, 2008.
- [2] David Jacobi, Anne-Elisabeth Perrin, Natacha Grosman, Marie-France Dore, Sylvie Normand, Jean-Michel Oppert, and Chantal Simon, Physical Activity-Related Energy Expenditure With the RT3 and TriTrac Accelerometers in Overweight Adults, Obesity(2007), pp.950-956, 2007.

[3] Whaley, M., ACSM's Guidelines for Exercise Testing and Prescription, 2006.

[4] Pate RR, Pratt M, and Blair SN, Physical activity and public health, A recommendation from the center for Disease Control and Prevention and American College of Sports Medicine, JAMA, pp.402-407, 1995.

[5] Chen KY, Sun M, Improving energy expenditure estimation by using a triaxial accelerometer, J Appl Physical, pp.2112-2122, 1997.

[6] Heil DP, Predicting activity energy expenditure using the Actical activity monitor, Res Q Exerc Sport, pp.64-80, 2006.

[7] Welk GJ, Blair SN, Wood K, Jons S, and Thompson RW, A Comparative evaluation of three accelerometry-based physical activity monitors, Med Sci Sports Exerc, pp.S489-S497, 2000.

[8] Scott E. Crouter, James R. Churilla, and David R. Bassett Jr, Estimating energy expenditure using accelerometers, Springer-Verlag, pp.601-612, 2006.

[9] Freedson PS, Melanson E, and Sirard J, Calibration of the Computer Science and Application, Med Sci Sports Exerc, pp.777-781, 1998.

[10] Hendelman D, Miller K, Baggett C, Debold E, and Freedson P, Validity of accelerometry for the assessment of moderate intensity physical activity in the field, Med Sci Sports Exerc, pp.S442-S449, 2000.

[11] Swartz AM, Strath SJ, and Bassett DR, Estimation of energy expenditure using CSA accelerometers at hip and wrist sites, Med Sci Sports Exerc, pp.S450-S456, 2000.

[12] Kimberly Tuck, Implementing Auto-Zero- Calibration Technique for Accelerometers, 2007.

[13] N.Twomey, S.Faul, W.P. Marnane, Comparison of accelerometer-based energy expenditure estimation algorithms, Pervasive Computing Technologies for Healthcare 4th international conference on, pp.1-8, 2010.

[14] Fitbit, www.fitbit.com.

[15] Maurice R. Puyau, Anne L. Adolph, Firoz A. Vohra, Issa Zakeri, and Nancy F. Butte, Prediction of Activity Energy Expenditure Using Accelerometers in Children, Medicine & Science In Sports & Exercise, pp.1625-1631, 2004.



### 노형석

e-mail : nonaddu@gmail.com  
 2007년 아주대학교 전자공학과(공학사)  
 2009년 아주대학교 전자공학과(공학석사)  
 2009년~현 재 아주대학교 유비쿼터스  
 컨버전스 연구소 전임 연구원  
 관심분야: Computer Vision, Pattern  
 Recognition, DSP 등



### 김윤경

e-mail : atc020@gmail.com  
 2002년 한국교육개발원 정보통신학과  
 (공학사)  
 2006년 아주대학교 정보통신대학원 정보  
 통신학과(공학석사)  
 2008년 아주대학교 전자공학과(박사수료)  
 2008년~현 재 아주대학교 유비쿼터스시스템 연구소 박사과정  
 연구원  
 2010년~현 재 경기도청 정보화기획단 CERT 센터장  
 관심분야: 데이터베이스, 회귀 분석, 센서 네트워크 등



### 조위덕

e-mail : wdukecho@gmail.com  
 현 재 지식경제부 21세기프론티어사업  
 (재)유비쿼터스컴퓨팅(UCN)사업  
 단장  
 현 재 아주대학교 유비쿼터스시스템연구  
 센터장  
 현 재 아주대학교 전자공학부 교수  
 1987년 한국과학기술원 전기및전자공학과(공학박사)  
 1983년~1991년 금성전기(현 LG전자) 기술연구소 DSP 연구실장  
 1991년~2003년 전자부품연구원(KETI) 시스템연구본부 본부장  
 1993년 미국 TCSI/Berkeley PCG Group 공동개발연구원  
 1994년 영국 TTP/Cambridge GSM Division 공동개발연구원  
 관심분야: U-라이프케어서비스디자인, U-City 서비스디자인, 바  
 일앱디자인, 스마트디바이스개발(스마트베드, 스마트  
 머리, 간행동축대정기), 스마트CCTV 등