

논문 2011-48CI-2-14

# 가속도 센서를 이용한 보행 횟수 검출 알고리즘과 활동량 모니터링 시스템

( Step Count Detection Algorithm and Activity Monitoring System  
Using a Accelerometer )

김 윤 경\*, 노 형 석\*, 조 위 덕\*\*

( Yun Kyung Kim, Hyung-Suk Lho, and We-Duke Cho )

## 요 약

본 논문에서는 3축 가속도 센서를 이용하여 사람이 보행 시 발생하는 센서 데이터를 획득하여 실시간 걸음 수 검출과 활동량으로 변환 가능한 웨어러블 디바이스를 개발하였다. 피험자 59명을 대상으로 트레드밀에서 호흡가스대사분석기(K4B2), Actical 그리고 본 연구에서 개발된 디바이스를 착용 후 36분 동안 테스트 프로토콜에 따라 느리게 걷기, 걷기, 빠르게 걷기, 천천히 뛰기, 뛰기, 빠르게 뛰기 등의 다양한 걸음 속력에서 테스트를 진행하였다. 3축 가속도 센서의 X, Y, Z축 출력 값을 하나의 대표 값으로 처리하는 신호벡터크기(Signal Vector Magnitude :SVM)를 사용하였다. 또한 정확한 걸음 수를 검출하기 위해 휴리스틱 알고리즘(Heuristic Algorithm :HA)을 제안하고 적응적인 임계값 알고리즘(Adaptive Threshold Algorithm :ATA), 적응적인 잠금 구간 알고리즘(Adaptive Locking Period Algorithm :ALPA)을 제안한다. 그리고 인체 활동량 측정을 위하여 가속도 센서 출력 데이터와 피험자 정보를 이용하여 에너지소비량(Energy Expenditure :EE)을 추정하는 회귀식을 도출하였다. 실험결과 제안하는 알고리즘의 걸음 수 인식률은 97.34%를 보였으며 활동량 변환 알고리즘도 Actical의 성능보다 1.61% 향상되었다.

## Abstract

We have developed a wearable device that can convert sensor data into real-time step counts and activity levels. Sensor data on gait were acquired using a triaxial accelerometer. A test was performed according to a test protocol for different walking speeds, e.g., slow walking, walking, fast walking, slow running, running, and fast running. Each test was carried out for 36 min on a treadmill with the participant wearing a portable gas analyzer (K4B2), an Actical device, and the device developed in this study. The signal vector magnitude (SVM) was used to process the X, Y, and Z values output by the triaxial accelerometer into one representative value. In addition, for accurate step-count detection, we used three algorithms: an heuristic algorithm (HA), the adaptive threshold algorithm (ATA), and the adaptive locking period algorithm (ALPA). A regression equation estimating the energy expenditure (EE) was derived by using data from the accelerometer and information on the participants. The recognition rate of our algorithm was 97.34%, and the performance of the activity conversion algorithm was better than that of the Actical device by 1.61% .

**Keywords :** Triaxial accelerometer, step count, energy expenditure (EE), physical activity (PA), Actical device

\* 정회원, 아주대학교 전자공학과  
(Department of and Electronic Engineering,  
Ajou University)

\*\* 정회원, 아주대학교 전자공학부  
(Department of and Electronic Engineering,  
Ajou University)

※ 본 연구는 지식경제 프론티어 기술개발사업의 일환으로 추진되고 있는 지식경제부의 유비쿼터스 컴퓨팅 및 네트워크 원천기반기술개발사업의 10C2-T3-10M 과제에 지원된 것임

접수일자: 2010년11월18일, 수정완료일: 2011년3월4일

## I. 서 론

최근 가속도 센서를 이용하여 일상생활에서 인간의 행동을 인식하고 걸음 수를 측정하여 여러 분야에 활용하려는 노력들이 다양하게 진행되고 있다. 사람의 일상생활 중 가장 빈번하게 이루어지는 신체적 활동 중의 하나는 보행이며 자주 일어나는 동작이면서 신체의 여러 부분에

대한 매우 복잡한 메카니즘을 내포한 신체운동이다<sup>[1]</sup>. 보행운동 측정에 대한 응용은 관성의 법칙을 이용하여 추의 물리적인 횡수로 표시하는 기계식 스텝카운터가 대표적으로 이용되어 왔으나 최근 MEMS(Micro Electro Mechanical System)기술을 응용한 소형 가속도 센서를 이용하여 이를 수행하는 연구가 진행 되고 있다<sup>[2-3]</sup>. 가속도 센서를 사람의 보행 및 동작 패턴 측정에 사용할 때에는 사람간의 특정한 동작패턴에 의해 식별하였으나 센서로부터 얻은 출력 데이터는 같은 결과의 출력을 보장할 수 없다. 같은 동작이라 해도 노이즈, 노면상태가 다른 경우, 평균에서 벗어나는 동작패턴인 경우, 신체 부작위치가 다른 경우에 센서는 다른 결과를 얻게 된다<sup>[4]</sup>. 센서로부터 획득된 가속도 데이터는 사용자 정보와 결합되어 활동량을 산출하거나 생활 패턴을 알아내는 등 다양한 행동인식을 위한 정보로 사용 된다. 사람의 행동에서 걷기는 운동량 측정이나 BMI(Body Mass Index)계산과 같이 건강상태를 측정하는데 많이 활용되는 데이터이다<sup>[5]</sup>. 또한 사람의 물리적인 행동(Physical Activity :PA)은 건강한 몸을 유지하는데 중요한 요인이 된다<sup>[6]</sup>. PA는 과체중과 비만의 예방과 치료에 있어서 중요한 구성요소로써 PA를 통하여 체중 감량과 체중 유지에 필요한 에너지를 소비하게 된다<sup>[7]</sup>. 적절한 운동 습관의 권장을 위해서 Americal College of Sports Medicine(ACSM)과 Center for Disease Control and Prevention에서는 성인들이 주 5일 30분씩 규칙적으로 운동하는 것을 권장하고 있다<sup>[8-9]</sup>. 또한 PA를 추정하는데 가장 흔한 방법은 가속도 데이터를 이용하여 에너지소비량(Energy Expenditure :EE)<sup>[10-13]</sup>이나 대사량(Metabolic equivalents :METs)<sup>[14-16]</sup>을 추정한다. ACSM에 따르면 MET는 전형적으로 Sedentary (1-1.5 METs), light(1.5-3 METs), Moderate (3-6 METs), Intense/Vigorous (>6 METs) PA와 같이 4단계로 나뉜다<sup>[8]</sup>. 걷거나 뛰는 행동에서 정확한 걸음 수를 알 수 있다면 운동이력이나 칼로리 계산에 유용한 데이터가 될 것이다. 하나의 알고리즘으로 모든 경우의 걸음 동작에 대한 처리에는 한계가 있으므로 다양한 상황을 인식할 수 있도록 하는 알고리즘과 가속도 데이터를 보다 정확한 활동량으로 변환하기위한 알고리즘이 요구되므로 본 논문에서는 3축 가속도 센서를 이용하여 걸음 수를 검출하기 위해 HA, ATA를 적용하고 보행 중의 다양한 동작에 구애받지 않고 걸음 수를 획득하기 위해 ALPA를 추가 적용함으로써 보다 정확한 걸음 수 검출 알고리즘을 제시한다. 또한 가속도 센서의 출력 데이터로 EE를

추정하는 회귀식을 도출하여 활동량으로 변환하는 알고리즘을 제시한다. 본 논문의 구성은 II장에서 시스템 구성과 걸음 수 검출 및 활동량 변환 알고리즘을 기술하고 III장에서 실험 결과를 제시하며 IV장에서 결론을 맺는다.

## II. 본 론

### 1. 시스템 구성

#### 가. 하드웨어

본 연구에서 개발한 디바이스는 16bit MCU(Micro Controller Unit)와 디지털 타입의 3축 가속도 센서, Micro SD 메모리, 그리고 블루투스2.0 + EDR 통신 모듈로 구성 되었다. MCU는 Texas Instruments 사의 MSP430을 사용하였고 3축 가속도 센서는 디지털 데이터 10bit의 분해능을 가지는 BOSCH사의 BMA150을 사용하였다. 최대 진폭을 ±8g로 설정하였으며 Sampling Rate는 32Hz이다. 획득된 데이터는 Micro SD 메모리에 저장을 하여 제안하는 알고리즘으로 걸음 수를 검출 하고 블루투스 전송 기능을 추가하여 PC와 통신이 가능하다. 그림 1은 본 연구에서 개발된 시스템 구성도와 센서 디바이스이다.

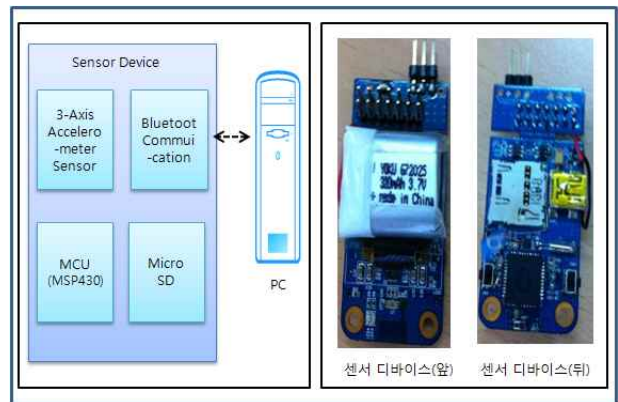


그림 1. 시스템 구성도 및 센서 디바이스  
Fig. 1. System configuration and sensor device.

#### 나. 데이터 획득

실험 데이터 획득을 위하여 건강한 성인을 대상으로 실험 참가자를 모집하여 21세에서 38세 사이의 성인 남여 59명을 선발하였다. 이들 피험자의 몸무게는 49.70Kg에서 115.70Kg이고 평균 나이는 28세이다. 이들 피험자들이 트레드밀 위에서 카운트한 걸음 수,

표 1. 실험 대상자의 특징  
Table 1. Features of experimental target.

	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)

Actical 데이터, 본 연구에서 개발한 3축 가속도 센서 디바이스의 데이터를 획득하여 다양한 걸음 속력에서의 걸음 수 검출 및 활동량으로 변환하는 알고리즘을 개발 하였다. 본 연구에 참가한 실험 대상자의 특징은 표 1과 같다.

다. 테스트 프로토콜

센서를 이용한 행동인식 방법에서 중요한 문제 중 하나는 센서를 부착할 위치, 개수를 결정하는 것이다.<sup>[17]</sup> 본 연구에서 피험자들은 호흡가스대사분석기(K4B2)를 착용하고 오른쪽 팔 상박과 오른쪽 허리에 활동량 측정기를 부착 하였다. 그리고 Actical은 왼쪽 허리에 부착 후 트레드밀 위에서 느리게 걷기, 걷기, 빠르게 걷기, 천천히 뛰기, 뛰기, 빠르게 뛰기의 순서대로 속력을 달리하면서 각 단계별로 5분씩 진행하였다.

표 2. 테스트 프로토콜  
Table 2. Test protocol.

단계	트레드밀 속력 (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

테스트 프로토콜은 운동생리학 연구자의 자문을 통해 얻어진 것이며 중간에 1분씩 불완전 휴식 단계가 포함되어 있는 것은 운동을 함에 있어 호흡이 안정되기까지의 시간을 고려하였으며 표 2와 같이 구성 하였다. 신체적 특징을 고려하여 여자는 남자의 트레드밀 속도 보다 1Km/h 작게 설정하였다. 가속도 센서를 왼쪽과 오른쪽 팔에 부착하였을 때 센서 데이터 출력 값의 차이가 많지 않은 것으로 소개되어<sup>[18]</sup> 본 연구에서는 오른쪽 팔에 부착 하였다.

라. 데이터 분석

3축 가속도 센서는 Simple 0g x, 0g y, +1g z calibration<sup>[19]</sup> 방법을 이용하여 영점 보정을 하였다. 센서의 움직임에 최소화하기위해 블루투스 통신을 이용하여 센서를 평평한 지면에 고정하였을 때 x축, y축의 값을 0g z축의 값은 중력의 영향으로 1g값이 센서로부터 출력되도록 하였다. 3축 가속도 센서의 출력 값에는 회전성분이 포함되므로 이를 고려하지 않고 하나의 대표 값으로 처리하기 위하여 식 (1)과 같이 SVM을 적용하여 에너지 값( $E_i$ )으로 변환하였다. 여기서  $a_x, a_y, a_z$  값은 3축 가속도 센서의 출력 가속도 값이다.

$$E_i = a_{x_i}^2 + a_{y_i}^2 + a_{z_i}^2$$

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

걸음 수 검출을 하기위해 테스트 과정에서 각 단계별 5분씩 획득한 데이터 중 2분간(2분 00초~4분 00초)의 데이터를 사용하였고 실제 카운트한 걸음 수와 알고리즘을 적용 후 검출된 값과 비교하여 식 (2)와 같이 인식률을 계산하였다.

$$R = 100 - \left( \left( \frac{|Nr - Ns|}{Nr} \right) \times 100 \right)$$

$R$ : 걸음 수 인식률(%)  
 $Nr$ : 실제 걸음 수 (*real steps*)  
 $Ns$ : 알고리즘으로 검출된 걸음 수

2. 알고리즘

가. 걸음 수 검출 알고리즘

(1) HA(Heuristic Algorithm)

사람의 보행주기는 두 걸음으로 추정되며, 추정된 보행주기는 사람마다 다른 반복적인 주기성을 갖는다.<sup>[20]</sup> 이러한 보행주기를 알고, 임계값 범위를 설정하여 걸음 수를 찾는 경우 임계값 범위를 좁게 할수록 걸음 검출 확률이 높지만 노이즈 성분을 걸음 수로 인식할 수 있는 오류가 있다. 그래서 가능한 한 최소 임계값 범위를 넓게 설정한 상태에서 HA를 적용하여 중간에 찾지 못한 걸음 수를 검출하였다. 또한 걸음패턴이 급격하게 변하는 경우에도 실시간으로 변화하는 임계값에 HA가 적용 될 수 있도록 하였다. 본 논문에서 HA는 현재 스텝 인덱스가 이전 네 번의 스텝 인덱스 평균의 두 배에 가까울 때 현재의 스텝 인덱스를 2로 나누어 찾지 못한 걸음 수를 검출할 수 있도록 적용하였다. 센서 디바이스를 신체의 한쪽 방향에 부착하였을 경우 비대칭적으로 반복되는 파형이 발생하는 점에 착안하여 이전 네 번의 걸음을 참조하여 걸음 패턴의 평균 임계값을 구하여 걸음 수를 카운트한다. 그림 2는 같은 속력의 걸음 데이터로서 HA를 적용하지 않은 경우(a)와 HA를 적용하였을 경우(b)의 상태이다. 임계값 범위가 넓게 설정된 경우 (a)에서는 임계값 범위 내에서 찾지 못한 걸음 수가 있었으나 (b)에서처럼 HA를 적용한 후 보다 정확한 걸음 수를 검출 할 수 있게 되었다.

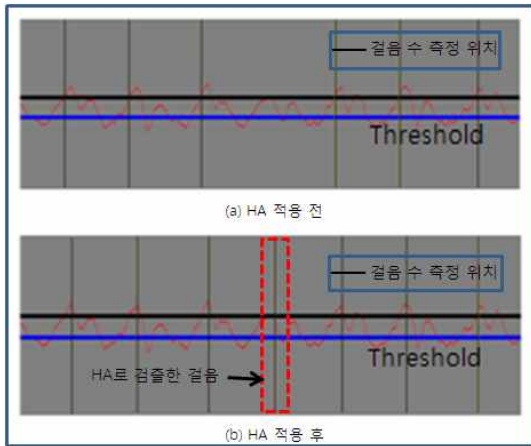


그림 2. HA 적용 후 걸음 수 검출 예  
Fig. 2. Example of step count detection after applying HA.

(2) ATA(Adaptive Threshold Algorithm)

고정된 임계값 범위를 사용하여 걸음 수를 검출할 경우 느리게 걷기, 빠르게 뛰기 등의 동작에서 발생하는 신호에 대해서 완전히 검출하기는 어렵다. 본 연구에서는 이전 걸음 데이터의 특정 값을 추출하여 임계값을

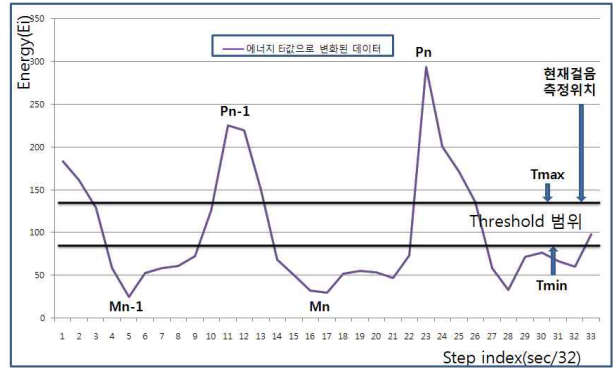


그림 3. ATA 적용을 위한 대표값의 위치  
Fig. 3. Location of representative value to apply ATA.

지속적으로 갱신할 수 있도록 ATA를 적용하여 다양한 동작이 연속적으로 들어오더라도 걸음 수를 검출 할 수 있도록 하였다. 임계값 범위인 Tmax와 Tmin을 조정하기 위해 바로 이전 두 번의 걸음 데이터 중 최대/최저 Peak 값인 그림 3의 Pn, Mn, Pn-1, Mn-1 네 개의 값을 사용하였다. 여기서 Pn과 Mn은 현재 걸음을 카운트하는 시점으로 부터의 이전 첫 번째 걸음의 최대/최저 Peak 에너지 값이며 Pn-1와 Mn-1는 Pn과 Mn의 이전 걸음 최대/최소 Peak 에너지 값이다.

에너지 값으로 변화된 걸음 데이터에 따라 임계값 범위가 적응적으로 갱신 될 수 있도록 Pn, Mn, Pn-1, Mn-1 네 개의 값을 사용하여 식 (3~5)에 적용하였다.

$$K = \begin{cases} P_n, P_n < P_{n-1} \\ P_{n-1}, P_n \geq P_{n-1} \end{cases} \tag{3}$$

K: 임계값 범위 갱신 조건  
P<sub>n</sub>: 이전 걸음의 Max Peak Data  
P<sub>n-1</sub>: P<sub>n</sub> 이전 걸음의 Max Peak Data

$$Tmin = \frac{M_n + M_{n-1}}{2} + \left( \left( K - \frac{M_n + M_{n-1}}{2} \right) \times C_1 \right) \tag{4}$$

Tmin: 임계값의 minimum Threshold  
M<sub>n</sub>: 이전 걸음의 Min Peak Data  
M<sub>n-1</sub>: M<sub>n</sub> 이전 걸음의 Min Peak Data  
C<sub>1</sub>: 실험에 의한 결정값

$$Tmax = Tmin + (\sqrt{|K - Tmin|} \times C_2) \tag{5}$$

Tmax: 임계값의 maximum Threshold  
C<sub>2</sub>: 실험에 의한 결정값

여기서 K는 임계값 갱신을 위한 조건으로 Pn과 Pn-1의 값 중에서 작은 값으로 Tmax를 갱신하였다. 가속도 센서 모듈을 팔과 같이 신체의 한쪽 방향에 부착하였을 경우 비대칭적인 신호를 나타내고 Maximum

peak가 그림 4와 같이 일정하지 않게 된다. 이런 경우 바로 이전의  $P_n$  값을 사용하여 임계값 범위를 조정

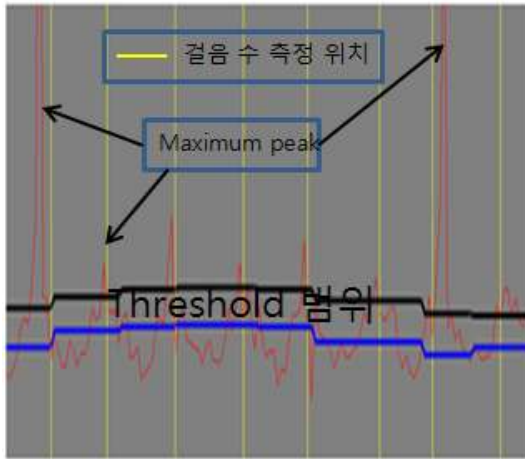


그림 4. 임계값 범위의  $T_{max}$  갱신 과정  
Fig. 4.  $T_{max}$  renewal process of threshold range.

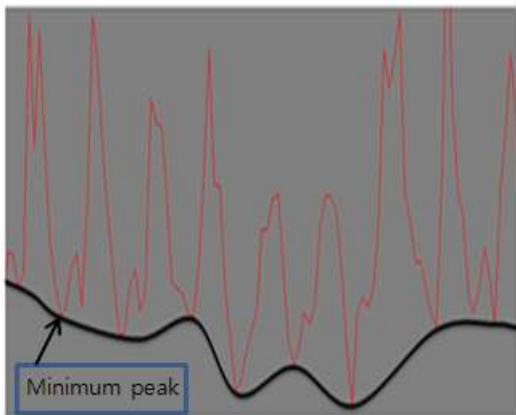


그림 5. 임계값 범위의  $T_{min}$  갱신 과정  
Fig. 5.  $T_{min}$  renewal process of threshold range.

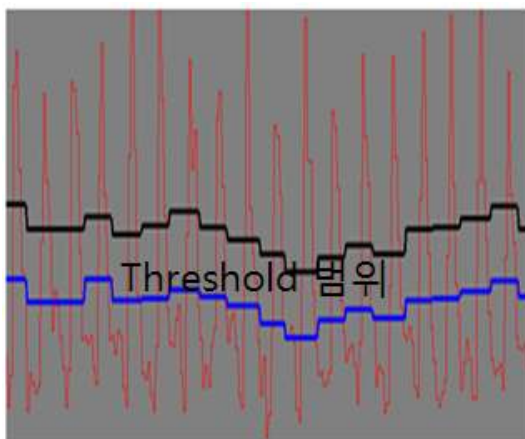


그림 6. ATA 적용 후 임계값 범위 갱신 예  
Fig. 6. Example of threshold range renewal after applying ATA.

한다면 큰 peak 에너지 다음에 작은 peak 에너지가 들어올 때 임계값 범위가 너무 넓어지는 문제가 발생한다. 이 문제를 해결하기 위해 식 (5)를 적용하여  $P_n$ 과  $P_{n-1}$ 값 중에 작은 값을 사용하여 임계값 범위를 설정하였다.

또한 그림 5에서처럼 변화하는 Minimum peak에 대해 임계값 범위의 갱신이 유연하도록 식 (4)를 이용하여  $M_n$ 과  $M_{n-1}$ 의 평균값을 구해서  $T_{min}$ 이 갱신될 수 있도록 하였다.

그림 6은 수식 (3)(4)(5)를 이용하여 ATA를 적용시킨 후 임계값 범위의  $T_{max}$ 와  $T_{min}$ 이 적응적으로 변하면서 걸음 수를 검출하고 있음을 보이며 식(4)와 (5)의 값  $C_1(0.3)$ 과  $C_2(3.4)$ 는 실험에 의해 결정되었다.

### (3) ALPA(Adaptive Locking Period Algorithm)

선행 연구에서는 걸음 수를 카운트한 직후부터 발생할 수 있는 노이즈 처리를 위해 일정 시간 동안 걸음을 측정하지 않도록 고정적 잠금 구간을 설정하여 노이즈가 인식되지 않도록 함으로서 인식률을 높이고자 하였다<sup>[19]</sup>. 하지만 실험 결과 고정된 잠금 구간을 사용하는 경우 느린 걸음에서 잠금 구간을 초과해 노이즈가 발생되면 노이즈 성분과 실제 걸음에 대해서 필터링이 어렵기 때문에 본 연구에서는 ALPA를 사용하여 보다 더 효과적인 실시간 걸음 수를 검출 하도록 하였다. 실험에서 분당 걸음 속도가 평균 이하로 느린 사람의 경우 잠금 구간을 고정하였을 때 걸음 수 측정 데이터가 부정확 하였다. 2Km/h의 속도로 느리게 걸을 때 특징인 걸음 패턴을 그림 7의 (a)에서 보여주며 이런 경우 걸음 수 측정 위치 사이의 잠금 구간에 실제 걸음이 포

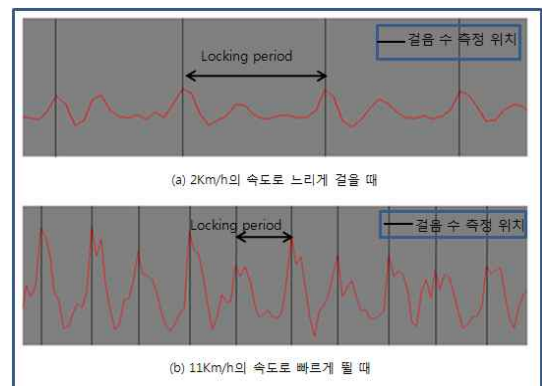


그림 7. 상황에 따른 ALPA 적용 예  
Fig. 7. Example of ALPA application according to the situation.

함되어 있으나 검출하지 못하고 있음을 알 수 있다. 이런 경우 잠금 구간을 더 좁게 설정하여야 한다. 또한 잠금 구간이 (a)에서처럼 설정되어 있을 때 (b)에서처럼 11Km/h로 빠르게 뛸 경우 고정된 잠금 구간에 실제 걸음이 노이즈로 처리되어 걸음이 검출되지 않은 오류를 범하게 된다. 따라서 본 논문에서는 이러한 고정적 잠금 구간 설정으로 인한 문제점을 해결하기 위하여 ALPA를 적용하여 걸음 수 검출을 하였다. 걸음의 속도는 한 걸음 동안의 가속도계 출력의 분산과 비례관계에 있으므로 한 걸음에서 발생하는 스텝 사이즈의 Maximum 값과 Minimum 값에 따라 느린 걸음과 빨리 뛰기를 구분지어 식 (6)과 같이 잠금 구간을 유연하게 적용하였다.

$$S_i = \begin{cases} 12, & (P_n - M_n) < C_3 \\ 8, & (P_n - M_n) \geq C_3 \end{cases} \quad (6)$$

$S_i$ : 스텝 인덱스  
 $P_n$ : 한 걸음 동안의 Max Peak Data  
 $M_n$ : 한 걸음 동안의 Min Peak Data  
 $C_3$ : 실험에 의한 결정값

실험 대상자 59명에 대한 실험에서 고정적 잠금 구간을 적용했을 때 그림 7의 (a)와 같은 현상이 발생되는 피험자에 대한 데이터를 분석하여 Pn - Mn의 값이 일정 값( $C_3=55$ ) 이하인 것을 확인 할 수 있었다.  $C_3$  값을 식 (6)에 적용하여 스텝 인덱스 값에 따라 잠금 구간이 갱신 되도록 하였으며  $C_3$ 의 값은 실험에 의해 결정되었다. 그림 8은 위에서 제안한 알고리즘으로 걸음 수를 검출하는 과정으로써 세 번의 걸음 데이터를 나타낸다. 가속도 센서의 출력 데이터가 에너지( $E_i$ ) 값으로 변환되어 입력될 때 에너지( $E_i$ ) 값이 임계값 범위의 Tmax보다 크게되면(S3) 계속해서 Tmax를 갱신하고 Tmax

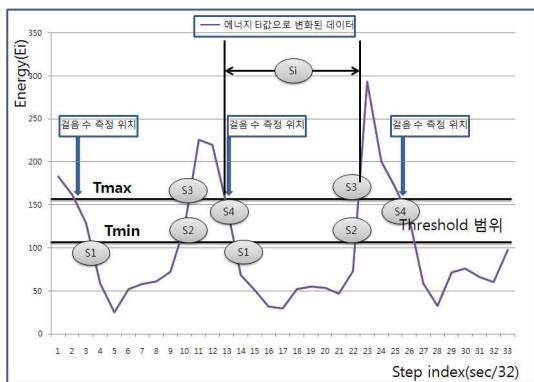


그림 8. 걸음 수 검출 과정  
 Fig. 8. Step count detection process.

보다 작다면 S4지점에서 걸음으로 카운트 한다. 즉, 걸음으로 카운트했을 때는 에너지( $E_i$ ) 값이 임계값 범위 내에 있을 때이다. 또한 에너지( $E_i$ ) 값이 Tmin보다 작은 값(S1)이 입력될 때까지 계속해서 입력을 받다가 Tmin보다 위로 올라가는 S2지점이 되었을 때 Tmin을 갱신하게 된다. Si 구간은 HA에서 걸음을 검출하는 스텝 인덱스를 나타내며 만약 1초 동안 걸음이 검출되지 않는다면 임계값 범위를 이전 걸음 임계값의 중간 값으로 갱신한다. 2초 동안에도 걸음이 검출되지 않는다면 임계값 범위를 초기 값으로 조정하여 찾지 못한 걸음을 검출하였다.

나. 활동량 변환 알고리즘

호흡가스대사분석기(K4B2)와 Actical에서 획득된 데이터와의 매칭을 위해 개발된 활동량 측정기에서 가속도 센서의 Raw 데이터를 식 (7)과 같이 가공하였다. 여기서 n은 1분간 데이터로써 그 값은 1920이고 S는 에너지 값( $E_i$ )에 대한 합이다.

$$S = \sum_{i=1}^n E_i \quad (7)$$

회귀 공식을 유추하기 위하여 실험을 통해 얻은 데이터를 이용하여 산점도를 그려서 살펴보았다. 그림 9는 성별에 따른 Kcal와 식 (7)을 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

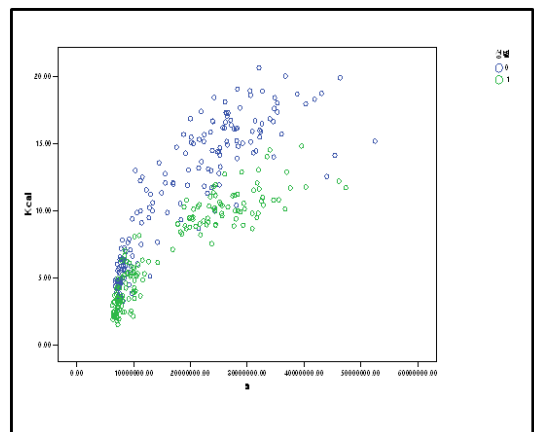


그림 9. 성별에 따른 Kcal와 S의 산점도  
 Fig. 9. Scatter diagram of Kcal and S according to the sex.

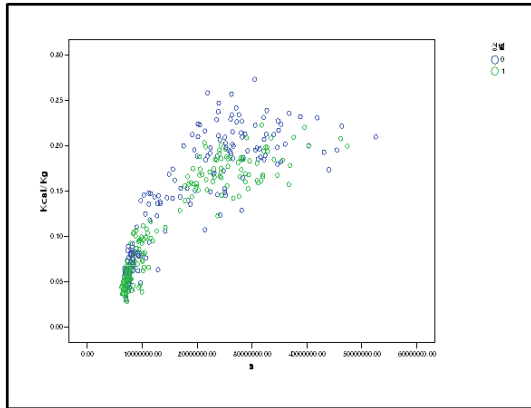


그림 10. 성별에 따른 S와 Kcal/Kg의 산점도  
Fig. 10. Scatter diagram of S and Kcal/Kg according to the sex.

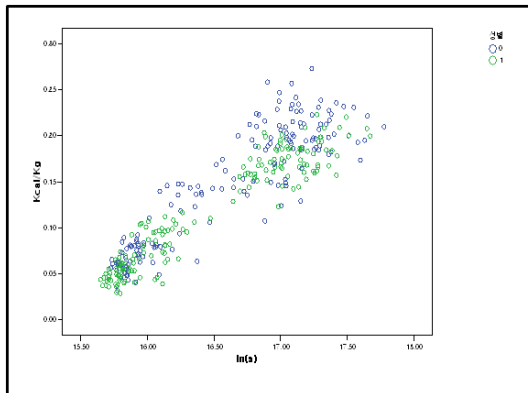


그림 11. 성별에 따른 Kcal/Kg와 ln(s)의 산점도  
Fig. 11. Scatter diagram of Kcal/Kg and ln(s) according to the sex.

결과라고 판단된다. 따라서 Kcal과 S를 각각의 피험자 몸무게로 나눈 값과의 산점도를 그려보면 그림 10과 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 10에서 산점도가 Log형이기 때문에 S값에 ln을 취하면 선형관계가 된다는 것을 짐작할 수 있다. Kcal/Kg과 ln(s)의 관계는 그림 11의 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 (8)의 선형회귀 모형을 적용하였다.

$$Y_i = \alpha + \beta X_i + e_i, i = 1, 2, \dots, n$$

- $\alpha$ : 회귀계수
  - $\beta$ : 회귀계수
  - $Y$ : Kcal/Kg
  - $X$ : 설명변수 (S)
  - $e$ : 오차항 (error term)
- (8)

식 (8)의 회귀모형 추정을 위하여 최소자승법 (Ordinary Least Square)을 이용하여  $\sum_{i=1}^n e_i^2 = 0$ 을 최소화하는 식 (8)의  $\alpha, \beta$ 를 추정하면 식 (9)의 Q를 최소화하는 추정치  $\hat{\alpha}, \hat{\beta}$ 를 편미분하여 그 결과를 0으로 하는 식 (10)(11)과 같은 정규방정식의 해를 구하면 식 (12)(13)과 같다.

$$Q = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{\alpha} - \hat{\beta} X_i)^2 \tag{9}$$

$$\frac{\partial Q}{\partial \alpha} = -2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{\alpha} - \hat{\beta} X_i) = 0 \tag{10}$$

$$\frac{\partial Q}{\partial \beta} = -2 \sum_{i=1}^n X_i (Y_i - \hat{\alpha} - \hat{\beta} X_i) = 0 \tag{11}$$

$$\hat{\alpha} = \bar{Y} - \hat{\beta} \bar{X} \tag{12}$$

$$\hat{\beta} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \tag{13}$$

$$\hat{Y}_i = \hat{\alpha} + \hat{\beta} X_i \tag{14}$$

식 (14)는 최소자승 추정치 식 (12)(13)을 이용하여 얻은 회귀식이다. 식 (8)의 기울기 회귀계수( $\beta$ )를 추정하기위하여 설명변수의 유의성 검정을 하였다. 이를 위해 귀무가설  $H_0: \beta=0$ 에 대한 가설검정 결과 표 3과 같다. p값(유의확률)이 0.05보다 작으므로 유의하다는

표 3. 분산분석  
Table 3. Analysis of variance.

	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		

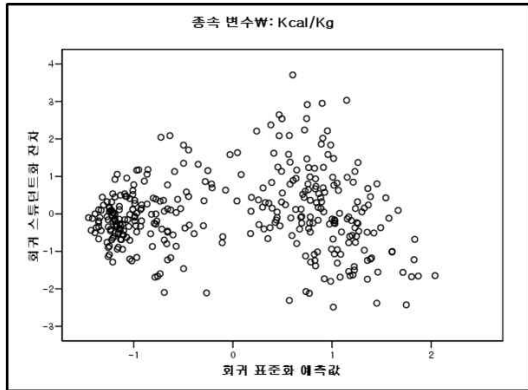


그림 12. 잔차분석  
Fig. 12. Residual analysis.

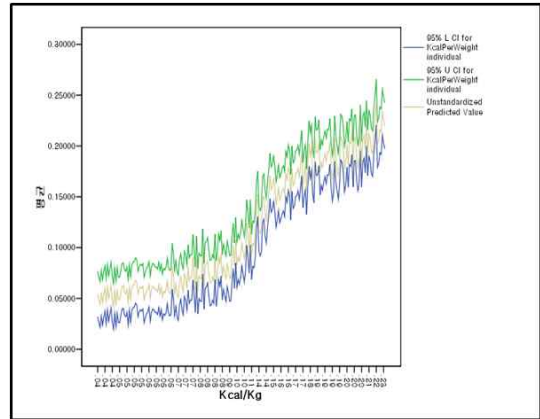


그림 14. Kcal/Kg의 예측치와 95%신뢰구간  
Fig. 14. Predicted value of Kcal/Kg and 95% confidence interval.

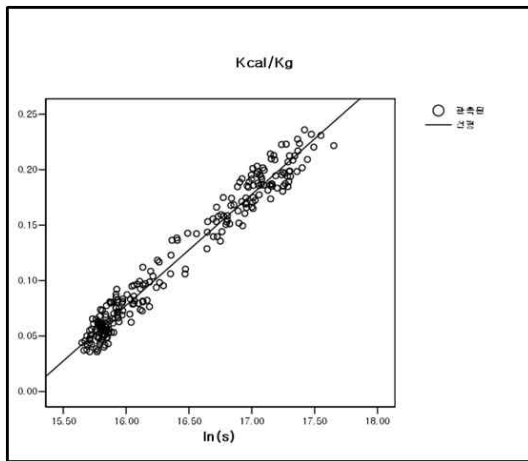


그림 13. 직선적합  
Fig. 13. Line fitting.

것을 알 수 있다.

그림 12에서 보는바와 같이 선형성, 등분산성이 없을 만한 특별한 패턴이 존재하지 않는다. 스튜던트화된 잔차를 분석하여 잔차가 2이상인 값을 제거하고 10번의 필터링 후에 식 (15)와 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.

$$Kcal = (0.1002(\log S) - 1.525) \times Kg \quad (15)$$

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

여기서 t는 t-검정 통계량, p는 유의확률을 나타내며

결정계수( $R^2$ )가 1에 가깝기 때문에 두 변수간의 선형 관계의 정도가 높다고 할 수 있다. 또한 p값이 0.05보다 작으므로 통계적으로도 유의하다고 할 수 있다. 그림 13은 실제 관측치와 도출된 회귀식의 직선관계를 보여주며 그림 14는 신뢰구간(95%)을 보여주는 그래프이다.

### III. 실험 결과

#### 1. 걸음 수 검출 알고리즘

피험자가 실험 중 직접 카운트한 걸음 수와 Actical에서 검출한 걸음 수 데이터를 얻어 표 4와 같이 나타내었다. 실제 걸음 수와 Actical에서 검출한 걸음 수는 피험자 59명에 대한 2분간의 평균이며 Actical의 평균 인식률은 91.74%이다. 본 연구에서 제안한 알고리즘으로 걸음 수 검출 인식률은 피험자 59명 개개인에 대한 인식률 합과 각 단계별 인식률의 평균으로써 97.34%의 걸음 수를 검출 하였다. 1단계 느린 속력의 걸음에서 다소 낮은 인식률은 느린 걸음에서는 센서의 데이터가 전체적으로 작기 때문에 걸음 수 계산에서 생략되는 경우가 발생하기 때문이다. 이 문제를 해결하기 위해 ATA를 추가 적용하여 인식률을 증가시켰다. 또한 HA만 적용 하였을 때보다 ATA를 적용 하였을 때 팔에서 검출된 인식률은 모든 단계에서 증가하고 반대로 허리에서 검출된 인식률은 조금씩 감소하는 경향이 있었다. 그 이유는 사람의 걸음 동작에서 발생하는 센서의 데이터가 팔보다 허리에서 더 정확하게 출력됨을 알 수 있다. 즉, 보행 시 허리에서 출력되는 센서 데이터는 HA로만 검출하여도 충분함을 알 수 있다. 그러나 모든 사



표 4. 실제 보행수와 제안한 알고리즘과 Actical의 인식률

Table 4. Real step count, proposed algorithm and the recognition rate of Actical.

구분 테스트 단계/위치	실 제 보 행 수	Actica 1의 검출 수(인 식률)	제안 알고리즘의 검출 수(인식률)			
			A	B	C	
1 단계	팔 (Arm)	316	259 (81.96)	273(87.8)	277(96.1)	277(95.9)
	허리 (Waist)			277(87.7)	272(95.8)	276(95.3)
2 단계	팔 (Arm)	273	259 (94.87)	268(97.5)	273(98.7)	271(98.6)
	허리 (Waist)			271(98.5)	268(97.5)	272(99.0)
3 단계	팔 (Arm)	282	265 (93.97)	284(97.0)	282(98.9)	280(99.2)
	허리 (Waist)			282(99.2)	273(97.1)	280(99.3)
4 단계	팔 (Arm)	275	256 (93.09)	265(96.8)	274(99.3)	274(99.4)
	허리 (Waist)			273(99.3)	267(97.0)	273(99.2)
5 단계	팔 (Arm)	280	265 (94.64)	279(96.6)	279(99.3)	279(99.3)
	허리 (Waist)			279(99.5)	273(96.9)	278(99.2)
6 단계	팔 (Arm)	273	251 (91.94)	264(93.9)	272(98.6)	271(98.7)
	허리 (Waist)			274(97.9)	268(95.9)	271(98.5)

\* A : HA, B : HA + ATA, C : HA + ATA +ALPA

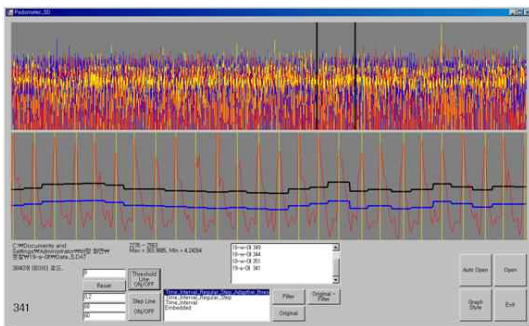


그림 15. Kcal/Kg의 예측치와 95%신뢰구간

Fig. 15. Predicted value of Kcal/Kg and 95% confidence interval.

람의 걸음 동작과 다른 속력의 걸음에서 정확한 걸음 수를 검출하기 위해 ALPA를 추가 적용하여 부착위치 및 모든 단계에서 평균 인식률을 증가 시켰다. 본 연구에서 팔(97.31%)과 허리(97.37%)의 부착 위치별 인식률 차이는 비슷하였다.

그림 15는 센서 디바이스의 Micro SD 메모리에 저장

된 3축 가속도 센서 데이터를 PC에서 알고리즘을 적용하여 처리하는 걸음 수 검출 프로그램이다.

### 2. 활동량 변환 알고리즘

본 연구에서 제안한 알고리즘의 식 (15)와 Actical의 AEE(Activity Energy Expenditure) 산출 성능을 식 (16)과 같이 RSME(Root Mean Square Error)를 구하고 실제 호흡가스대사분석기(K4B2)에서 나온 Kcal 값과의 정확도(P)를 식 (17)과 같이 구하여서 표 5에 정리하였다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2} \tag{16}$$

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

P: 정확도  
n: 관측치 개수  
Y<sub>i</sub>: 실제 Kcal  
Ŷ<sub>i</sub>: 예측 Kcal

표 5에서 나타내는 값은 이상치로 판단된 모든 데이터를 포함한 수치로써 RMSE가 Actical에 비해 작다는 것을 알 수 있다. 따라서 제안한 알고리즘이 호흡가스대사분석기(K4B2)에서 나온 기준 Kcal 보다 정확하게 예측된다는 것을 알 수 있으며 정확도(P)는 Actical의 성능보다 1.61% 향상 되었다.

표 5. Kcal 예측값의 RMSE 및 정확도(P)

Table 5. RMSE and Precision(P) of the predicted value of Kcal.

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

## IV. 결 론

본 논문에서는 3축 가속도 센서를 이용한 웨어러블 디바이스를 개발하여 신체에 부착 후 보행 시 발생하는 센서 데이터를 획득하여 걸음 수를 검출하는 알고리즘과 실시간 활동량으로 변환할 수 있는 알고리즘을 개발하였다. 활동량 측정기에 실시간 걸음 수 및 분당 활동량이 표시 되도록 하였다. 보행 시 발생하는 센서 데이

터 출력은 사람마다 다르지만 피험자 59명 전원의 걸음 동작 패턴에 구애받지 않고 보다 정확한 걸음 수를 검출하기 위해 HA, ATA, ALPA를 보행 동작 패턴에 적용하여 특이한 걸음 일지라도 인식할 수 있도록 하였으며 Actical에서 검출된 걸음 인식률보다 5.6% 향상된 97.34%의 평균 인식률을 얻었다. 또한 가속도 출력 Raw 데이터를 획득하고 실시간 활동량으로 변환할 수 있는 활동량 측정기에서 제안한 알고리즘은 호흡가스대사분석기(K4B2)의 활동량을 기준으로 Actical의 성능보다 1.61% 향상 되었다.

### 참 고 문 헌

- [1] R. Boulic, N. M. Thalmann, D. Thalmann, A Global Human Walking Model With Real-Time Kinematic Personification, *The Visual Computer*, Vol.6, No.6, pp.344-358, 1991.
- [2] <http://www.thepedometercompany.com>
- [3] K.Hinckley, J.Pierce, M.Sinclair, E.Horvitz, Sensing Techniques for Mobile Interaction, *ACM UIST2000, CHI Letters* 2, pp.91-200, 2000.
- [4] 김남진, 홍주현, 이태수, 3축 가속도 데이터의 처리와 응용, 한국콘텐츠학회 추계학술대회 논문집, 제 3권, 제1호, pp548-551, 2005.
- [5] 남윤영, 최유주, 조위덕, 이미지센서와 3축가속도 센서를 이용한 인간행동 인식, 한국인터넷정보학회 논문지, 제 11권 제 1호, pp129-141, 2010.
- [6] Megan P.Rothney, Emily V.Schaefer, Megan M.Neumann, Leena Choi, Kong Y.Chen, Validity of Physical Activity Intensity Predictions by ActiGraph, Actical, and RT3 Accelerometers, *Obesity(Silver Spring)*, pp1946-1952, 2008.
- [7] D Jacobi, AE Perrin, MF Dore, Physical Activity-Related Energy Expenditure With the RT3 and TriTrac Accelerometers in Overweight Adults, *Obesity(Silver Spring)*, pp950-956, 2007.
- [8] BA Frankin, MH Whaley, ET Howley, ACSM's Guidelines for Exercise Testing and Prescription, Lippincott Williams and Wilkins, 2006.
- [9] Patt RR, Pratt M, Blair SN, Physical activity and public health, A recommendation from the center for Disease Control and Prevention and Americal College of Sports Medicine, *JAMA*, pp402-407, 1995.
- [10] Chen KY, Sun M, Improving energy expenditure estimation by using a triaxial accelerometer, *J Appl Physical*, pp2112-2122, 1997.
- [11] Heil DP, Predicting activity energy expenditure using the Actical activity monitor, *Res Q Exerc Sport*, pp64-80, 2006.
- [12] Welk GJ, Blair SN, Wood K, Jons S, Thompson RW, A Comparative evaluation of three accelerometry-based physical activity monitors, *Med Sci Sports Exerc*, ppS489-S497, 2000.
- [13] Scott E, Crouter.James R. Churilla. David R. Bassett Jr, Estimating energy expenditure using accelerometers, *Eur J Appl Physiol*, pp601-612, 2006.
- [14] Freedson PS, Melanson E, Sirard J, Calibration of the Computer Science and Application, *Med Sci Sports Exerc*, pp777-781, 1998.
- [15] Hendelman D, Miller K, Baggett C, Debold E, Freedson P, Validity of accelerometry for the assessment of moderate intensity physical activity in the field, *Med Sci Sports Exerc*, ppS442-S449, 2000.
- [16] Swartz AM, Strath SJ, Bassett DR, Estimation of energy expenditure using CSA accelerometers at hip and wrist sites, *Med Sci Sports Exerc*, ppS450-S456, 2000.
- [17] 이동훈, 윤성락, 박윤성, 유창동, 3축 가속도계를 이용한 은닉 마르코프 모델 기반의 행동인식, 대한전자공학회, 대한전자공학회 2009년 하계종합학술대회, 977-978쪽, 2009년 7월.
- [18] N.Twomey, S.Faul, W.P. Marnane, Comparison of accelerometer-based energy expenditure estimation algorithms, *Pervasive Computing Technologies for Healthcare 4th international conference on*, pp1-8, 2010.
- [19] Kimberly Tuck, Implementing Auto-Zero-Calibration Technique for Accelerometers, Freescale Semiconductor Application note, 2007.
- [20] 조운, 김동현, 백준기, 다중 특징점 검출을 이용한 보행인식, 대한전자공학회, 전자공학회논문지, 제 44권, SP편 제 6호(통권 제318호), 84-92쪽, 2007년 11월.
- [21] 유향미, 서재원, 차은중, 배현덕, 3축 가속도 센서를 이용한 보행 횟수 검출 알고리즘과 활동 모니터링, 한국콘텐츠학회 논문지, 제 8권 제 8호, PP253-260, 2008.

저 자 소 개



김 윤 경(정회원)  
 2002년 한국교육개발원 정보통신  
 학과(공학사)  
 2006년 아주대학교 정보통신  
 대학원 정보통신학과  
 (공학석사)  
 2008년 아주대학교 일반대학원  
 전자공학과(박사수료)

2008년~현재 아주대학교 유비쿼터스시스템  
 연구소 박사과정 연구원  
 2010년~현재 경기도청 정보화기획단 CERT  
 센터장  
 <주관심분야 : 데이터베이스, 회귀 분석, 센서 네  
 트워크 등>



노 형 석(정회원)  
 2007년 아주대학교 전자공학과  
 (공학사)  
 2009년 아주대학교 일반대학원  
 전자공학과(공학석사)  
 2009년~현재 아주대학교 유비쿼  
 터스 컨버전스 연구소  
 전임 연구원

<주관심분야 : Computer Vision, Pattern  
 Recognition, DSP 등>



조 위 덕(정회원)-교신저자  
 1987년 한국과학기술원 전기및전  
 자공학과 졸업 (공학박사)  
 1983년~1991년 금성전기(현 LG  
 전자) 기술연구소 DSP  
 연구실장  
 1991년~2003년 전자부품연구원  
 (KETI) 시스템연구본부  
 본부장

1993년 미국 TCSI/Berkeley PCG Group  
 공동개발연구원  
 1994년 영국 TTP/Cambridge GSM Division  
 공동개발연구원  
 2010년 현재 지식경제부 21세기프론티어사업  
 (재)유비 쿼터스컴퓨팅(UCN)사업단장  
 2010년 현재 아주대학교 유비쿼터스시스템  
 연구센터장  
 2010년 현재 아주대학교 전자공학부 교수  
 <주관심분야: U-라이프케어서비스디자인, U-City  
 서비스디자인, 바일앱디자인, 스마트디바이스개발  
 (스마트베드, 스마트 미러, 간행동측정기), 스마트  
 CCTV 등>