

3축 가속도 센서를 이용한 실시간 걸음 수 검출 알고리즘[☆]

Real-Time Step Count Detection Algorithm Using a Tri-Axial Accelerometer

김 윤 경*
Yun-Kyung Kim

김 성 목**
Sung-Mok Kim

노 형 석***
Hyung-Suk Lho

조 위 덕****
We-Duke Cho

요 약

본 논문에서는 3축 가속도 센서를 이용하여 사람이 보행 시 발생하는 센서 데이터를 획득하여 실시간 걸음 수 검출이 가능한 웨어러블 디바이스를 개발하였다. 피험자 59명을 대상으로 트레드밀에서 Actical 과 본 연구에서 개발된 디바이스를 착용 후 36분 동안 테스트 프로토콜에 따라 느리게 걷기, 걸기, 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. 실험결과 제안하는 알고리즘의 걸음 수 인식률은 97.34%로 Actical의 인식률(91.74%)보다 5.6%향상 되었다.

ABSTRACT

We have developed a wearable device that can convert sensor data into real-time step counts. 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 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). The recognition rate of our algorithm was 97.34% better than that of the Actical device(91.74%) by 5.6%.

☞ keyword : step count(걸음 수), tri-axial accelerometer(3축 가속도 센서), Heuristic Algorithm(휴리스틱 알고리즘), Adaptive Threshold Algorithm(적응적인 임계값 알고리즘), Adaptive Locking Period Algorithm(적응적인 잠금구간 알고리즘)

1. 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 것 중의 하나는 보행이며 자주 일어

* 정 회 원 : 경기도청 정보화기획단 CERT 센터장
atc020@gmail.com

** 준 회 원 : Ubiquitous system Lab 인턴
kimjyts@gmail.com

*** 정 회 원 : 아주대학교 유비쿼터스 컨버전스 연구소
전임 연구원 nonaddu@gmail.com

**** 정 회 원 : 아주대학교 전자공학부 교수
wdukecho@gmail.com(교신저자)

☆ 본 연구는 지식경제부 프론티어 기술개발사업의 일환으로 추진되고 있는 지식경제부의 유비쿼터스 컴퓨팅 및 네트워크

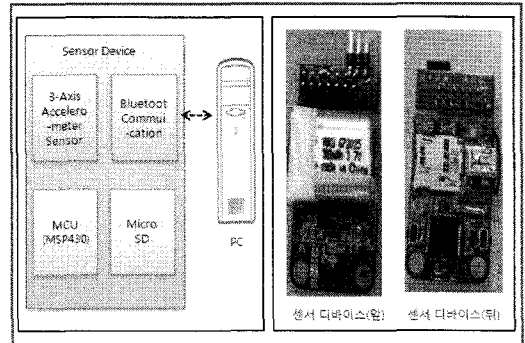
원천기반기술개발사업의 10C2-T3-10M 과제로 지원된 것임.
[2010/11/08 투고 - 2010/11/30 심사 - 2011/03/17 심사완료]

나는 동작이면서 신체의 여러 부분에 대한 매우 복잡한 메카니즘을 내포한 신체운동이다[1]. 보행운동 측정에 대한 응용은 관성의 법칙을 이용하여 추의 물리적인 횡수로 표시하는 기계식 스텝카운터(Step Counter)가 대표적으로 이용되어 왔으나, 최근 MEMS(Micro Electro Mechanical System)기술을 응용한 소형 가속도 센서를 이용하여 이를 수행하는 연구가 진행되고 있다[2,3]. 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 부착위치가 다른 경우에 센서는 다른 결과를 얻게 된다[4]. 센서로부터 획득된 가속도 데이터는 사용자 정보와 결합되어 활동량을 산출하거나 생활 패턴을 알아내는 등 다양한 행동인식을 위한 정보로 사용된다. 사람의 행동에서 걷기는 운동량 측정이나 BMI(Body Mass Index)계산과 같이 건강상태를 측정하는데 많이 활용되는 데이터이다[5]. 예를 들어 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 알고리즘이 요구되므로 본 논문에서는 걸음 수를 검출하기 위해 3축 가속도 센서를 이용하여 HA, ATA를 적용하고 보행 중의 다양한 동작에 구애받지 않고 걸음 수를 획득하기 위해 ALPA를 추가 적용함으로써 보다 정확한 걸음 수 검출 알고리즘을 제시한다. 본 논문의 구성은 2장에서 관련연구 소개하고 3장에서는 시스템 구성을 기술하며 4장에서 걸음 수 검출 알고리즘과 실험 결과를 제시하며 5장에서 결론을 맺는다.

2. 관련연구

걸음 수 검출에 대한 연구는 많은 연구자들에 의해 활발히 진행되었으며 특히 가속도 센서를 허리, 발목, 신발 등 신체부위에 부착하여 데이터를 획득하는 웨어러블 디바이스를 개발하여 유선이나 무선 통신을 이용하여 PC에서 모니터링할 수 있도록 하였다. 기존 연구에서는 2축 가속도 센서 모듈을 허리에 부착 후 보행 패턴 및 노이즈 영향을 덜 받는 걸음 수 검출을 위해 임계치를 사용하는 Moving Average 알고리즘을 이용하여 걸음을 검출하였으며 Zigbee 통신으로 PC에서 모니터링할 수 있게 하였다. 이 실험에서 평균 91%의 정확도를 얻었으나 피험자 5명을 대상으로 총 100보의 걸음 대한 결과로서 다양한 걸음 동작과 더 많은 피험자의 데이터에 대한 연구가 필요하다[6]. 또 다른 연구에서도 발에 부착된 2축 가속도 패턴으로부터 지면 변화 및 보행 형태에 강인한 걸음 수 검출 기법을 제안하여 일반적인 보행형태가 아닌 경우(뛰기, 끌기)에도 평균 92.25%의 정확도를 얻었으나 피험자 5명을 대상으로 총 100걸음에 대한 데이터이다[7]. 또한 3축 가속도 센서를 소형 센서 모듈로 구성하고 이를 사람의 신체 부위에 부착하여 센서의 3차원적 방향에 구애되지 않고 동작에 의한 중력방향의 가속도를 계산할 수 있는 장치와 알고리즘을 개발하였다[8]. 이 경우 보행 패턴 중에서 걷는 동작에 대해서만 알고리즘을 적용한 개인 휴대정보 단말용 프로그램을 적용한 후 걸음 수 측정 정확도는 약 97%로 소개하였다. Devaul[9]은 걷기, 뛰기, 서기 등과 같은 사용자의 상태를 인식하기 위해 실시간 어플리케이션을 개발하였다. 사용자의 행동상태를 정확하게 분류하고 인식하기 위해 GMM(Gaussian Mixture Model)과 HMM(Hidden Markov Model)을 이용하였다. S.H.Shin[10]은 MEMS 센서를 이용하여 걷거나 뛰기 상황에서 보폭(Step Length)을 측정하기 위해 걸음 수를 획득하여 활용하였으며 헬스 모니터링 모바

일 시스템에 적용시켰다. 기존 연구에서는 일반적인 걷기 동작에서의 걸음 수 검출을 시도하였으나 본 연구에서는 다양한 속력(느리게 걷기, 걷기, 빠르게 걷기, 천천히 뛰기, 뛰기, 빠르게 뛰기)에서의 걸음 수 검출과 사람마다 다르게 발생할 수 있는 걸음 동작 그리고 일반적으로 걸음으로 인식되지 못하는 동작 패턴에 대해서도 걸음으로 인식할 수 있는 알고리즘으로 개발하여 보다 정확한 걸음 수를 검출하였다.



(그림 1) 시스템 구성도 및 센서 디바이스

3. 시스템 구성

3.1 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 구성되었다. MCU는 Texas Instruments 사의 MSP430을 사용하였고 3축 가속도 센서는 디지털 데이터 10bit의 분해능을 가지는 BOSCH사의 BMA150을 사용하였다. 최대 진폭을 $\pm 8g$ 로 설정하였으며 Sampling Rate는 32Hz이다. 획득된 데이터는 Micro SD 메모리에 저장되어 하역 제한하는 알고리즘으로 걸음 수를 검출하였고 (그림 1)은 본 연구에서 개발된 시스템 구성도와 센서 디바이스이다. 그림에서 보는바와 같이 웨어러블 디바이스에서 실시간 검출을 위해 블루투스 전송 기능을 추가하였다.

3.2 데이터 획득

실험 데이터 획득을 위하여 건강한 성인을 대상으로 실험 참가자를 모집하여 21세에서 38세 사이의 성인 남녀 59명을 선발하였다. 이들 피험자의 몸무게는 49.70Kg에서 115.70Kg이고 평균 나이는 28세이다. 이들 피험자들이 트레드밀 위에서 카운트한 걸음 수, 상용화 제품인 Actical 데이터를 본 연구에서 개발한 3축 가속도 센서 데이터를 획득하여 다양한 걸음 속력에서의 걸음 수

(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 ²)	24.19±3.00 (19.90-33.60)	25.40±3.20 (20.50-33.60)	22.77±2.10 (19.90-30.20)

검출에 관한 알고리즘을 개발 하였다. 본 연구에 참가한 실험 대상자의 특징은 (표 1)과 같다.

3.3 테스트 프로토콜

피험자들은 오른쪽 팔 상박과 오른쪽 허리에 3축 가속도 센서 모듈 부착 하였고 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 구성 하였다. 신체적 특징을 고려하여 여자는 남자의 트레드밀 속도

(표 2) 테스트 프로토콜

단 계	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

보다 1Km/h 작게 설정하였다. 가속도 센서를 왼쪽과 오른쪽 팔에 부착하였을 때 센서 데이터 출력 값의 차이가 많지 않은 것으로 소개되어[11] 본 연구에서는 오른쪽 팔에 부착 하였다.

3.4 데이터 분석

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 (1)과 같이 인식률을 계산하였다.

$$R = 100 - \left(\left(\frac{|Nr - Ns|}{Nr} \right) \times 100 \right) \quad (1)$$

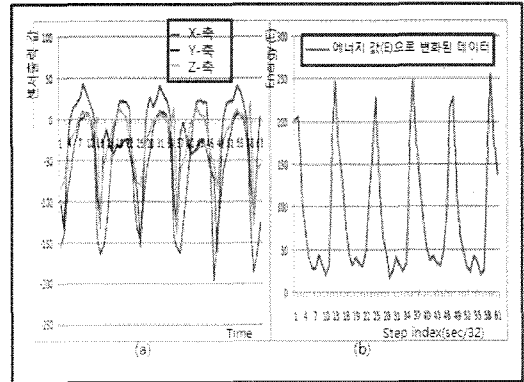
R : 걸음수인식률(%)

Nr : 실제 걸음수(realsteps)

Ns : 알고리즘으로 검출된 걸음수

4. 걸음 수 검출 알고리즘

본 연구에서는 가속도 센서를 팔과 허리 두 곳에 부착하여 데이터를 획득하였다. 가속도 센서는 신체의 부착위치에 따라 같은 동작이라 해도



(그림 2) 가속도 센서의 x, y, z 값과 에너지(E) 값

다른 데이터를 출력할 수 있기 때문에 정확한 걸음 수 판단을 위해 알고리즘을 단계화하여 적용 하였다.

4.1 SVM(Signal Vector Magnitude)

3축 가속도 센서의 출력 값에는 회전성분이 포함되므로 이를 고려하지 않고 하나의 대표값으로 처리하기 위하여 식 (2)와 같이 SVM을 적용하여 하나의 에너지 값(E)으로 변환하였다. 여기서 x, y, z 값은 3축 가속도 센서의 출력 가속도 값이다.

$$E = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \quad (2)$$

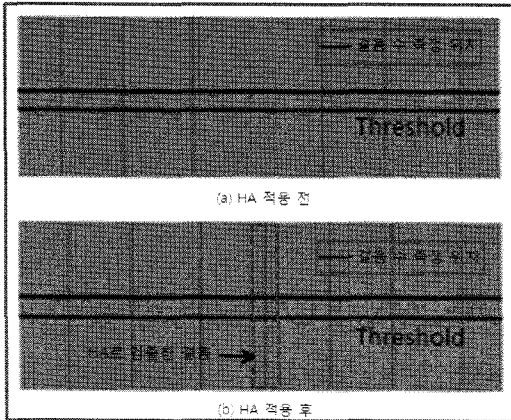
E : 에너지 값

x, y, z: 3축 가속도 센서 출력 값

(그림 2)의 (a)는 시간에 따른 입력신호의 3축 가속도 센서의 출력 값이며 (b)는 식 2를 적용하여 3축 가속도 센서의 x, y, z값을 에너지(E)값으로 변환하여 얻어진 데이터의 그래프이다.

4.2 HA(Heuristic Algorithm)

임계값 범위를 설정하여 걸음 수를 찾는 경우 임계값 범위를 좁게 할수록 걸음 검출 확률이 높지만 노이즈 성분을 걸음 수로 인식할 수 있는

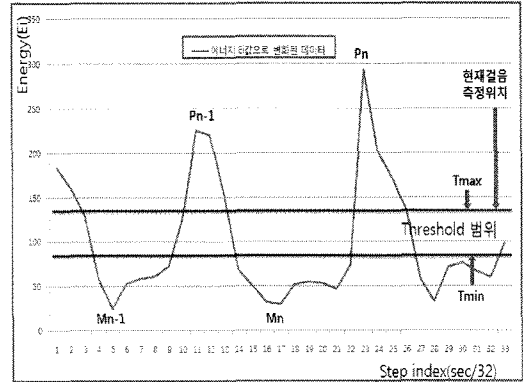


(그림 3) HA 적용 후 걸음 수 검출 예

오류가 있다. 그래서 가능한 한 최소 임계값 범위를 넓게 설정한 상태에서 HA를 적용하여 중간에 찾지 못한 걸음 수를 검출하였다. 또한 걸음 패턴이 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 3)는 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.

4.3 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



(그림 4) ATA 적용을 위한 대표값의 위치

특정 값을 추출하여 임계값을 지속적으로 갱신할 수 있도록 ATA를 적용하여 다양한 동작이 연속적으로 들어오더라도 걸음 수를 검출 할 수 있도록 하였다. 임계값 범위인 Tmax와 Tmin를 조정하기 위해 바로 이전 두 번의 걸음 데이터 중 최대/최저 Peak 값인 (그림 4)의 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-1과 Mn-1은 Pn과 Mn의 이전 걸음 최대/최소 Peak 에너지 값이다.

에너지 값으로 변환된 걸음 데이터에 따라 임계값범위가 적응적으로 갱신 될 수 있도록 Pn, Mn, Pn-1, Mn-1 네 개의 값을 사용하여 식 (3)(4)(5)에 적용하였다.

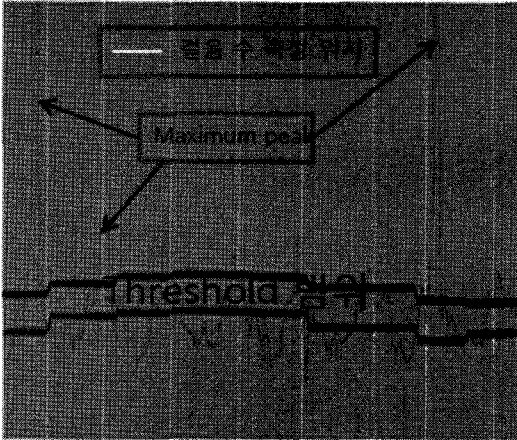
$$K = \begin{cases} P_n, & P_n < P_{n-1} \\ P_{n-1}, & P_n \geq P_{n-1} \end{cases} \quad (3)$$

K : 임계값 범위 갱신 조건

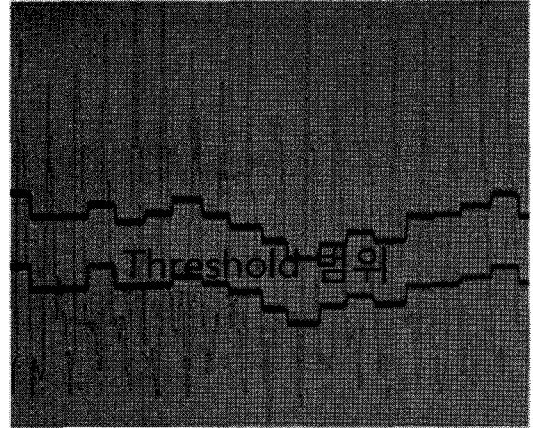
Pn : 이전 걸음의 Max Peak Data

Pn-1 : Pn 이전 걸음의 Max Peak Data

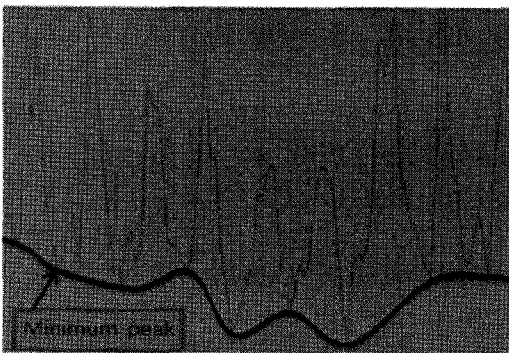
$$Tmin = \frac{M_n + M_{n-1}}{2} + \left(\left(K - \frac{M_n + M_{n-1}}{2} \right) \times C_1 \right) \quad (4)$$



(그림 5) 임계값 범위의 Tmax 갱신 과정



(그림 7) ATA 적용 후 임계값 범위 갱신 예



(그림 6) 임계값 범위의 Tmin 갱신 과정

- T_{min} : 임계값의 *minimum Threshold*
- M_n : 이전 걸음의 *Min Peak Data*
- M_{n-1} : M_n 이전 걸음의 *Min Peak Data*
- C_1 : 실험에 의한 결정 값

$$T_{max} = T_{min} + (\sqrt{|K - T_{min}|} \times C_2) \quad (5)$$

- T_{max} : 임계값의 *maximum Threshold*
- C_2 : 실험에 의한 결정값

여기서 K 는 임계값 갱신을 위한 조건으로 P_n 과 P_{n-1} 의 값 중에서 작은 값으로 T_{max} 를 갱신하였다. 가속도 센서 모듈을 팔과 같이 신체의 한쪽

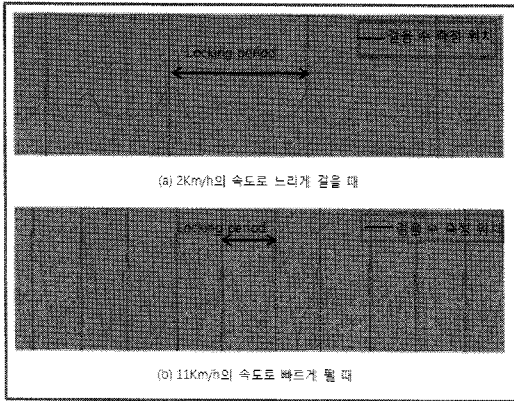
방향에 부착하였을 경우 비대칭적인 신호를 나타내고 **Maximum peak**가 (그림 5)와 같이 일정하지 않게 된다. 이런 경우 바로 이전의 P_n 값만을 사용하여 임계값 범위를 조정한다면 큰 **peak** 에너지 다음에 작은 **peak** 에너지가 들어올 때 임계값 범위가 너무 넓어지는 문제가 발생한다. 이 문제를 해결하기 위해 식 (5)를 적용하여 P_n 과 P_{n-1} 값 중에 작은 값을 사용하여 임계값 범위를 설정하였다.

또한 (그림 6)에서처럼 변화하는 **Minimum peak**에 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.

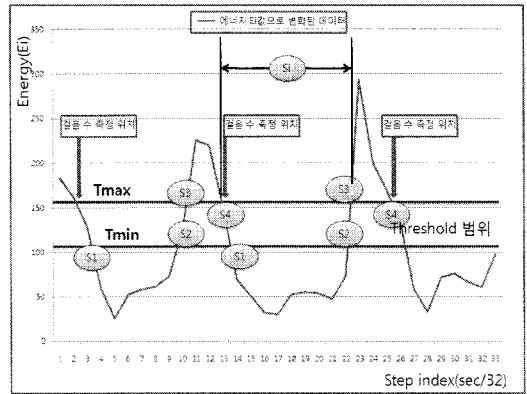
(그림 7)은 식 (3)(4)(5)를 이용하여 ATA를 적용시킨 후 임계값 범위의 T_{max} 와 T_{min} 이 적응적으로 변하면서 걸음 수를 검출하고 있음을 보이며 식 (4)와 (5)의 값 $C_1(0.3)$ 과 $C_2(3.4)$ 는 실험에 의해 결정되었다.

4.4 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 구



(그림 8) 상황에 따른 ALPA의 적용 예



(그림 9) 걸음 수 검출 과정

간을 설정하여 노이즈가 인식되지 않도록 함으로서 인식률을 높이고자 하였다[12]. 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 특정인의 걸음 패턴을 (그림 8)의 (a)에서 보여주며 이런 경우 걸음 수 측정 위치 사이의 잠금 구간에 실제 걸음이 포함되어 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[13] 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 : 한걸음 동안의 *Max Peak Data*

M_n : 한걸음 동안의 *Min Peak Data*

C_3 : 실험에 의한 결정값

실험 대상자 59명에 대한 실험에서 고정적 잠금 구간을 적용했을 때 (그림 8)의 (a)와 같은 현상이 발생하는 피험자에 대한 데이터를 분석하여 $P_n - M_n$ 의 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 결정 되었다.

(그림 9)는 위에서 제안한 알고리즘으로 걸음 수를 검출하는 과정으로써 세 번의 걸음 데이터를 나타낸다. 가속도 센서의 출력 데이터가 에너지(E) 값으로 변환되어 입력될 때 에너지(E) 값이 임계값 범위의 T_{max} 보다 크게되면(S3) 계속해서 T_{max} 를 갱신하고 T_{max} 보다 작다면 S4지점에서 걸음으로 카운트한다. 즉, 걸음으로 카운트했을 때는 에너지(E) 값이 임계값 범위 내에 있을 때이다. 또한 에너지(E) 값이 T_{min} 보다 작은 값(S1)이 입력될 때까지 계속해서 입력을 받다가 T_{min}

(표 3) 실제 보행수, 제안한 알고리즘과 Actical의 인식률

테스트 단계/위치	구 분	실제 보행 수	Actical의 검출 수(인식률)	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)
평균 인식률			91.74%	97.34%		

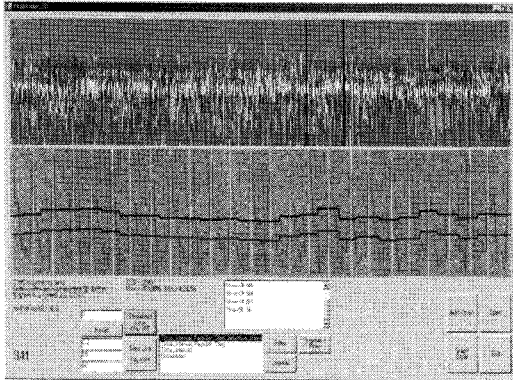
* A : HA, B : HA + ATA, C : HA + ATA + ALPA

보다 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.

4.5 실험결과

피험자가 실험 중 직접 카운트한 걸음 수와 Actical에서 검출한 걸음 수 데이터를 얻어 (표 3)과 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 계산

에서 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 사람의 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 10)은 센서 디바이스의 Micro SD 메모리에 저장된 3축 가속도 센서 데이터를 PC에서 알고리즘을 적용하여 처리하는 걸음 수 검출 프로그램이다.



(그림 10) 걸음 수 검출 프로그램

5. 결 론

본 논문에서는 3축 가속도 센서를 이용한 웨어러블 디바이스를 개발하여 신체에 부착 후 보행 시 발생하는 센서 데이터를 획득하여 걸음 수를 검출하는 알고리즘을 개발하였다. 보행 시 발생하는 센서 데이터 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.

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.91-100, 2000

[4] 김남진, 홍주현, 이태수, 3축 가속도 데이터

의 처리와 응용, 한국콘텐츠학회 추계 학술대회 논문집, 제3권, 제1호, pp548-551, 2005

[5] 남윤영, 최유주, 조위덕, 이미지센서와 3축 가속도 센서를 이용한 인간행동 인식, 한국인터넷정보학회논문지, 제 11권 제 1호, pp. 129-141, 2010

[6] 이인호, 김정채, 정석영, 유선국, 가속도센서를 이용한 걸음수 검출 및 실시간 모니터링 시스템, CICS 정보 및 제어 학술대회 논문집, pp.476-477, 2008

[7] 장한진, 김정원, 황동환, 지면 변화 및 보행 형태에 강인한 개인항법시스템용 걸음 수 검출기 설계, 전기학회 논문지, 제 55권 제 9호, pp.420-422, 2006

[8] 김남진, 홍주현 이태수, 보행패턴 검출을 위한 동작센서 데이터 정규화 알고리즘, 한국콘텐츠학회 논문지, 제 5권 제 4호, pp.94-102, 2005

[9] R.W. DeVaul, S.DUNN, Real-time motion classification for wearable computing applications, Technical report, MIT media LAB, 2001

[10] S.H. Shin, C.G. Park, Adaptive Step Length Estimation Algorithm Using Low-Cost MEMS Inertial Sensors, IEEE Sensors Applications Symposium, San Diego, California USA, pp.1-5, Feb. 2007

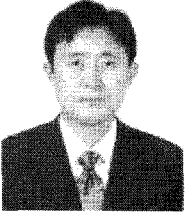
[11] N.Twomey, S.Faul, W.P. Marnane, Comparison of accelerometer-based energy expenditure estimation algorithms, Pervasive Computing Technologies for Healthcare 4th international conference on, pp.1-8, 2010

[12] 유향미, 서재원, 차은종, 배현덕, 3축 가속도 센서를 이용한 보행 횟수 검출 알고리즘과 활동 모니터링, 한국콘텐츠학회 논문지, 제 8권 제 8호, pp.253-260, 2008

[13] 박찬국, 신승혁, 조성윤, 저가형 관성센서를 이용한 개인항법시스템을 위한 보폭 추정기법, 제 11회 GNSS Workshop, 2004

◎ 저자 소개 ◎

김 윤 경



2002년 한국교육개발원 정보통신학과(공학사)
2006년 아주대학교 정보통신대학원 정보통신학과(공학석사)
2008년 아주대학교 일반대학원 전자공학과(박사수료)
2008년~현재 아주대학교 유비쿼터스시스템 연구소 박사과정 연구원
2010년~현재 경기도청 정보화기획단 CERT 센터장
관심분야 : 데이터베이스, 회귀 분석, 패턴인식, 센서 네트워크 etc
E-mail : atc020@gmail.com

김 성 목



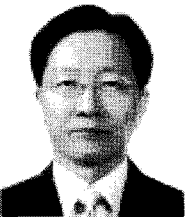
2005년 아주대학교 전자공학부 (재학 중)
2010년 Ubiquitous system Lab 인턴
관심분야 : 데이터베이스, 신호처리, 패턴인식 etc
E-mail : kimjyts@gmail.com

노 형 석



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

조 위 덕



1987년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업 (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
2010년 현재 지식경제부 21세기프론티어사업 (재)유비쿼터스컴퓨팅(UCN)사업단장
2010년 현재 아주대학교 유비쿼터스시스템 연구센터장
2010년 현재 아주대학교 전자공학부 교수
관심분야 : U-라이프케어서비스디자인, U-City 서비스디자인, 바일앱디자인, 스마트디바이스개발 (스마트베드, 스마트 미러, 간행동측정기), 스마트CCTV etc
E-mail : wdukecho@gmail.com