

3축 가속도 센서를 이용한 신체활동에 따른 맞춤형 에너지 측정 알고리즘

Customized Estimating Algorithm of Physical Activities Energy Expenditure using a Tri-axial Accelerometer

김도윤, 전소혜, 강승용, 김남현
연세대학교 의과대학 의학공학교실

Do-Yoon Kim(doyoon@yonsei.ac.kr), So-Hye Jeon(sohye@yuhs.ac),
Seung-Yong Kang(kalemaz@yuhs.ac), Nam-Hyun Kim(knh@yuhs.ac)

요약

최근 만성질환을 예방하고 건강을 증진시킬 목적으로 신체활동에 대한 중요성이 인식되면서 신체활동 연구가 활발히 진행되고 있다. 본 연구에서는 3축 가속도 동작감지기 x, y, z축에 대한 cm/s^2 의 가속도 합인 SVM(Signal Vector Magnitude)를 이용하여 신체활동 에너지 소비량 알고리즘을 구현하였다. 기존 실험을 통해 타당도가 입증된 COUNT 방식의 Freedson, Hendelman, Leenders, Yngve 알고리즘에 SVM 방식을 적용하여 구현 하였다. COUNT와 SVM 상관관계 분석을 위하여 총 10명의(성인 남성 5명, 여성 5명, 20 ~ 30 대) 피험자를 대상으로 실험을 진행하였다. 피험자는 트레드밀위에서 3단계 신체활동(걷기: 3km/h, 빨리 걷기: 5km/h, 러닝: 8km/h)을 1주 간격으로 4주 간 반복 실험을 진행하였다. 실험결과 얻어진 COUNT와 SVM의 간의 상관관계를 분석하여 다양한 신체활동에 따른 맞춤형 에너지 측정 알고리즘을 구현하였다.

■ 중심어 : | 3축 가속도 센서 | 신체활동 | 에너지 측정 | 알고리즘 | 맞춤형 |

Abstract

The research has increased the role of physical activity in promoting health and preventing chronic disease. Estimating algorithm of physical activity energy expenditure was implemented by using a tri-axial accelerometer motion detector of the SVM(Signal Vector Magnitude) of 3-axis(x, y, z). COUNT method has been proven through experiments of validity Freedson, Hendelman, Leenders, Yngve was implemented by applying the SVM method. A total of 10 participants(5 males and 5 females aged between 20 and 30 years). The activity protocol consisted of three types on treadmill; participants performed three treadmill activity at three speeds(3, 5, 8 km/h). These activities were repeated four weeks. Customized estimating algorithm for energy expenditure of physical activities were implemented with COUNT and SVM correlation between the data.

■ keyword : | Tri-axial Accelerometer Sensor | Physical Activity | Energy Estimating | Algorithm | Customize |

1. 서론

1. 연구 배경

규칙적인 신체활동은 심폐 체력 향상, 심혈관계 및 대사계 만성질환 예방, 근 체력 및 유연성 향상, 체중 조절 등의 건강상의 이점을 얻을 수 있다. 최근 신체활동과 운동 부족 때문에 개인 건강 문제가 보고되면서, 전 세계적으로 신체활동 참여율을 향상하기 위한 노력을 활발히 진행하고 있다. 신체활동 저하는 대사 장애를 비롯한 고혈압, 심혈관 질환, 당뇨 등의 만성질환 유병률이 많이 증가 되고 그 밖의 생리적 기능을 저하한다. 미국심장협회에서 신체활동 부족이 심혈관 질환의 5대 위험 인자라고 발표 후 신체활동 향상을 통하여 체계적으로 건강을 관리하고 질병을 예방하는데 많은 연구를 진행하고 있다. 이러한 이유로 질병 예방과 건강 증진 목적으로 신체활동량을 정확히 측정하고 평가하여 적합하게 관리하는 것은 중요하다. 즉, 신체활동 평가는 만성질환의 치료 전후에 필요하며 특히 고혈압, 고지혈증, 당뇨 등의 질환에서 유산소 운동량과 전체 에너지 소모량 파악이 중요하다[1][2].

신체활동을 측정하려는 방법으로 주관적인 방법과 객관적인 방법이 있다. 주관적인 방법은 개인이 신체활동 일지를 하루 또는 일주일 동안 일상 활동 상태를 일지에 쓰듯이 기록하고 규칙적인 운동 여부 및 운동량, 직업 활동 강도 등을 작성하여 신체활동량을 측정하고 평가한다. 이러한 평가 방법은 개인별로인지의 차이가 있어 부정확하다고 알려져다. 객관적인 방법으로는 가스분석, 방사선 동위원소 측정법, 심박 수 관찰 등이 있다. 객관적인 방법은 정확도가 높지만, 비용과 시간이 많이 필요하여 대규모로 진행하는 연구에서는 부적합하다. 따라서 이러한 문제점을 보완하고 신체활동을 편리하게 측정할 수 있도록 가속도 동작 감지를 이용하여 신체활동을 측정하고 평가한다. 신체활동 측정에 대한 관심이 증가함에 따라 국내외에서는 가속도 센서를 이용한 신체활동과 관련된 연구가 활발히 진행되고 있다 [3][4].

2. 연구 현황

가속도 동작 감지기는 제품에 따라서 신체활동의 결과 값을 COUNT 와 cm/s^2 의 가속도 변화 값으로 표현한다. COUNT 값으로 표현되는 방식은 신체활동의 따른 가속도 값을 필터 설계, A/D 변환, 각 축의 측정되는 민감도에 따라서 COUNT 값이 결정되어 결과 값으로 표현된다. cm/s^2 값으로 표현되는 방식은 x, y, z 축의 가속도 변화 값을 raw 데이터로 표현한다. raw 데이터로 표현되는 방식은 제품에 따라서 정제되지 않은(중력 가속도가 남아 있고, 3축에 대한 calibration도 제거되지 않음) 값을 표현하거나, 필터를 거쳐서 정제된(중력 가속도가 제거되고, 3축에 대한 calibration이 적용됨) 순수 활동에 의한 가속도 값을 표현한다. COUNT 방식은 국외에서 주로 사용되고 있으며 cm/s^2 방식은 국내에서 사용되고 있다.

대표적인 COUNT 방식의 가속도 동작 감지기는 액티그래프, 액티칼, RT3 등이 있다. 이와 같은 장비들은 트레드밀과 일상생활 동작에서 에너지 소모량 예측과 신체활동 강도에 대한 임상 시험과 보정 연구를 통하여 신뢰성을 인정받고 있다. COUNT 방식은 실험 환경과 착용 위치에 따라 신체활동 에너지 소모량과 강도를 구분하는 다수 알고리즘이 구현되어 많은 연구 분야에서 사용되고 있다[5-7].

국내에서는 x, y, z 축의 cm/s^2 의 가속도 출력을 하나의 대푯값으로 처리하는 신호벡터크기(Signal Vector Magnitude: SVM)을 이용한 연구가 진행됐다. 유항미 등[8]은 가속도 데이터를 획득하여 걸음 수를 검출하고, 활동량 변환 알고리즘을 통하여 에너지 예측에 관한 연구를 진행하였고, 김남진 등[9]은 활동신호의 특징을 추출하여 보행 및 동작 패턴을 분석하는 연구를 진행하였다.

3. 연구 목적

국외에서는 가속도 동작 감지기를 이용하여 신체활동 에너지와 활동 상태에 따른 강도를 예측하는 알고리즘 구현에 대한 많은 임상연구가 진행되었다. 이러한 연구를 토대로 신체활동과 관련된 비만, 당뇨 등의 질환 연구에 가속도 동작 감지기를 적용하여 사용되고 있다.

최근 국내에서도 신체활동에 대한 중요성이 인식되

면서 신체활동과 관련된 연구가 진행되고 있다. 하지만, 에너지 측정에 대한 임상적 검증 절차가 부족하였고 물리학적 역학 에너지 방법을 적용하거나 신호처리를 이용하여 걸음 수를 추출하는 알고리즘에 대한 연구가 진행되었다. 국내에서 출시되고 있는 가속도 동작 감지기의 결과 값은 COUNT 방식이 아닌 x, y, z축에 대한 cm/s^2 의 가속도 값으로 표현되고 있으며 최근 출시되고 있는 스마트폰의 내장된 가속도 센서 역시 cm/s^2 으로 표현된 결과 값이 나온다. 국외에서 임상적으로 검증된 대표적인 알고리즘은 COUNT 방식으로 구현되어 있어, cm/s^2 의 표현 방식으로 결과 값이 나오는 가속도 동작 감지기에서는 적용하기 어렵다.

따라서 본 연구의 목적은 기존에 타당성이 입증된 COUNT 방식의 알고리즘 중 운동과 일상 활동에서의 신체활동 에너지 소비량 측정 알고리즘에 SVM 방식을 적용하여 신체활동 에너지 소비량 측정 알고리즘을 실용적으로 사용하고 한다. COUNT 방식과 SVM 방식의 상관관계를 구하기 위해 피험자에게 두 가지 방식의 장치를 착용하여 실험을 진행하였다. 본 논문의 실험을 통하여 COUNT 방식과 SVM 방식 간의 상관관계 수식을 구하고, COUNT 방식의 알고리즘에 SVM 방식을 적용하여 여러 분야에서 실용적으로 사용 가능하도록 알고리즘 구현에 있다.

II. 실험 방법

1. 가속도 동작 감지기

COUNT 방식과 SVM 상관관계를 분석하기 위하여 가속도 동작 감지기를 선정하여 실험에 적용하였다. COUNT 방식으로는 여러 연구에서 신체활동량 측정에서 타당도가 검증되어 임상연구와 역학연구에 널리 사용되고 있으며, 미국 국립건강영양조사에 사용되고 있는 액티그래프(Model GT3X, LLC, USA)를 사용하였다. SVM 방식으로는 신체활동에 따른 결과 값을 x, y, z 축으로부터 정제된 값을 얻을 수 있도록 고안된 피트미터(Fit.Life, Korea)를 사용하였다.

1.1 액티그래프

액티그래프(Model GT3X, LLC, USA)는 3축 가속도 동작 감지기이다. 액티그래프는 60여 개 국가에서 신체활동과 관련된 비만, 당뇨병, 수면, 재활, 스포츠 의학 등의 분야에서 광범위하게 사용되고 있다. 액티그래프는 무게 19g, 크기 $4.6 \times 3.3 \times 1.5\text{cm}$ 이며, 가속도 측정 범위는 $-6\text{G} \sim 6\text{G}$, 샘플링 30 ~ 100 Hz 설정할 수 있다. 내장된 자체 메모리를 이용하여 신체활동을 연속적으로 20일 정도를 측정할 수 있으며 USB 케이블을 이용하여 데이터를 컴퓨터에 저장할 수 있다. 저장된 데이터는 여러 가지 데이터 포맷을 제공하여 적용 분야에 따라 데이터 포맷을 사용자는 결정할 수 있다. 측정 데이터는 COUNT 값으로 표현되며, COUNT 값을 이용하여 신체활동 에너지 소비량, 신체활동 강도, 걸음 수를 계산한다[10].

1.2 피트미터

피트미터(Model Fitmeter, Fit.Life, Korea)는 국내에서 개발한 3축 가속도 동작 감지기이다. 국내 가정의학과, 신경정신과, 재활의학과 등의 연구 분야에 이용되고 있다. 신체활동 측정 데이터에 대해서 정제된 값과 정제되지 않은 값을 얻을 수 있다. x, y, z 축의 가속도의 cm/s^2 값을 얻을 수 있기 때문에 신체활동과 관련된 연구 분야에서 광범위하게 응용하여 사용할 수 있는 장점이 있다. 피트미터는 무게 13.7g, 크기 $3.5 \times 3.5 \times 1.3\text{cm}$, 가속도 측정 범위 $-8\text{G} \sim 8\text{G}$, 샘플링 32 ~ 1/30 Hz 설정이 가능하다. 내장된 자체 대용량 메모리를 이용하여 6개월간의 데이터를 저장할 수 있으며 USB 케이블 연결 시 자동 실행으로 데이터를 컴퓨터에 전송할 수 있다. 사용자는 데이터 포맷을 사용자 목적에 맞게 설정할 수 있다. 측정된 데이터는 활동 상태에 따른 cm/s^2 의 가속도 값을 이용하여 활동량, 에너지 소비량 등을 계산한다[11].

2. 실험 대상

피험자는 고혈압, 당뇨병, 심장 질환, 폐 질환의 과거 병력이 없는 신체 건강한 20~30대 성인 남성 5명과 여성 5명을 대상으로 실험을 시행하였다. 평균 연령은

28.0±2.7세(범위: 24~33세), 평균 신장 167.3±6.1cm, 평균 체중 59.9±11.6kg, 평균 체질량지수는 21.3±3.2 kg/m² 이었다.

표 1. 피험자 신체적 특징

Variable	Male	Female	All
Age, yr	28.8±2.28	27.0±2.55	28.0±2.67
Height, cm	170.4±5.60	164.2±5.36	167.3±6.11
Body mass, kg	65.8±14.11	54.0±4.24	59.9±11.63
BMI, kg/m ²	22.6±4.01	20.1±1.76	21.3±3.21

3. 실험 프로토콜

피험자는 트레드밀에서 액티그래프와 피트미터를 골반 장골 능(anterior superior iliac spine)에 착용하고, 총 3단계의 걷기, 빨리 걷기, 러닝의 신체활동을 수행하였다. 신체활동 수행 단계는 미국 스포츠의학회에서 정의한 기준으로 결정하였다. 기준에 따르면 걷기 50 ~ 100m/min(3 ~ 6km/hr), 달리기 134m/min(8 km/hr) 이상으로 정의하고 있다[12]. 각 신체활동 단계별로 7분간의 신체활동을 수행하고 5분간의 휴식을 통하여 신체활동 단계별로 안정 시기를 갖도록 하였다. 3단계 신체활동과 중간의 휴식 시간을 포함하여 총 실험 시간은 31분간 진행되었다. 이와 같은 실험을 1주 간격으로 4주간 반복 실험하였다.

표 2. 실험 프로토콜

단계 (Stage)	트레드밀 속력 (Km/hr)	시간 (Minute)
걷기	3	7
휴식	앉아 쉬기	5
빨리 걷기	5	7
휴식	앉아 쉬기	5
뛰기	8	7

4. 데이터 정리

본 실험에서 피트미터는 x, y, z 축에 대해 초당 32 Hz로 데이터를 획득하고, 각 축의 가속도 합을 구하기 위해 3축 벡터합의 크기(SVM, Signal Vector Magnitude)를 이용하여 모든 데이터를 더하였다. 즉,

초당 32개씩 1분간 1920개의 SVM 값을 더하여 1분 단위로 정리 하였다.

$$SVM = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (1)$$

각 단계의 7분간 신체활동 수행으로 측정된 데이터는 안정화된 데이터만을 수집하기 위해서 단계별 데이터 전후 1분간의 데이터는 제외하고 5분간 데이터를 1분 단위 추출하여 정리하였다. 신체활동에 따른 에너지 소비량과 신체활동 강도의 분류는 1분 단위로 계산한다. 1 회 실험으로 1명당 15개의 적용 가능한 데이터를 수집 할 수 있다. 실험에 참여한 10명의 참가자의 4 주간 데이터는 총 600 개 데이터를 얻을 수 있었다.

5. 통계분석

자료 분석은 SPSS(Statistical Package for Social Science)/ PC version 18.0 for windows를 사용하였다. 연구 대상자의 기본적인 신체활동에 대한 비율, 평균값, 표준편차를 산출하였고, 액티그래프와 피트미터 간 측정 데이터의 상관관계를 분석하기 위하여 액티그래프에서 나온 COUNT 값과 피트미터에서 나온 x, y, z의 3축 벡터 합의 크기 SVM를 이용하여 상관관계와 회귀 분석을 하였다.

6. 적용 알고리즘

가속도 동작감지를 이용한 신체활동 에너지 예측 알고리즘 연구는 COUNT 방식을 중심으로 연구가 진행됐다. 최초로 가속도 동작 감지기 CSA(Computer Science and Applications, Model 5032)를 이용하여 신체활동 에너지측정 모델 연구를 시작하였다. CSA는 액티그래프의 초기 모델로 현재까지 신체활동과 관련된 연구를 통하여 다양한 알고리즘이 검증되고 사용되고 있다. 대표적인 알고리즘으로는 Freedson, Hendelman, Leenders, Yngve 알고리즘이 있다. 실험 방법과 목적에 따라 알고리즘에 차이가 있다.

6.1 Freedson 알고리즘

성인 남녀 50명(남자 25명, 여자 25)을 대상으로 트레

드밀에서 4.8, 6.4, 9.7km/hr 속도로 3단계 신체활동을 수행하였다. 각 수행 단계별 신체활동 시 가속도 동작 감지기와 가스호흡분석기를 이용하여 신체활동을 측정하였다. 가속도 동작 감지기와 가스호흡분석기에서 측정된 데이터를 선형회귀 분석을 통하여 Kcal과 MET 알고리즘을 구현하고 신체활동에 따른 에너지 강도(저강도, 중강도, 고강도)를 구분하였다. Freedson의 알고리즘은 가속도 동작 감지기를 이용한 최초로 구현된 알고리즘이며 현재까지 가장 많이 사용되고 있다[4]. Freedson의 METs와 Kcals 계산 알고리즘은 식 (2), (3)와 같다.

$$METs = 1.439008 + (0.000795 \times counts \cdot min^{-1}) \quad (2)$$

$$Kcals = (0.00094 \times count \cdot min^{-1}) + (0.1346 \times mass \text{ kg}) - 7.37418 \quad (3)$$

counts : 가속도로 측정된 결과 값

6.2 Hendelman 알고리즘

30 ~ 50대 성인을 대상으로 남녀 구분 없이 25명을 대상으로 트레드밀이 아닌 지상에서 걷기의 신체활동을 구분하여 실험하였다. 걷기는 3.7, 4.8, 5.7, 6.7km/hr의 속도로 4단계 신체활동을 수행 하였다[13]. Hendelman의 METs 알고리즘은 식 (4)와 같다.

$$METs = 1.602 + (0.000638 \times counts \cdot min^{-1}) \quad (4)$$

6.3 Leenders 알고리즘

걷기의 종류에 따른 에너지 소모 알고리즘을 계산하기 위해 20대 피험자 28명(남성 11명, 여성 18명)을 대상으로 트레드밀에서 3.2, 4.0, 4.8, 5.6, 6.4km/hr의 속도로 실험하였다. 실험결과 3.2 ~ 4.7km/hr 일상적인 걸음(casual), 4.8 ~ 6.4km/hr 빠른 걸음(brisk), 6.4km/hr 이상의 걸음은 매우 빠른(very brisk) 걸음으로 분류하였다[14]. Leenders의 METs 알고리즘은 식 (5)와 같다.

$$METs = 2.240 + (0.0006 \times counts \cdot min^{-1}) \quad (5)$$

6.4 Yngve 알고리즘

걷기와 러닝의 일상적인 활동에서의 에너지 소모를 측정하기 위해 속도를 구분하지 않고 트레드밀에서 일상적인 걸음(normal pace), 빠른 걸음(fast pace), 러닝 단계로 구분하여 피험자 20대 28명(남성 14명, 여성 14명)에게 실험을 하였다[15]. Yngve의 METs 알고리즘은 식 (6)과 같다.

$$METs = 1.136 + (0.0008249 \times counts \cdot min^{-1}) \quad (6)$$

III. 실험 결과

1. SVM과 COUNT 간의 상관관계

10명의 실험자의 데이터를 1분 단위로 나누어 SVM과 COUNT 간 600개 데이터 상관관계를 구하기 위하여 선형회귀분석을 하였다.

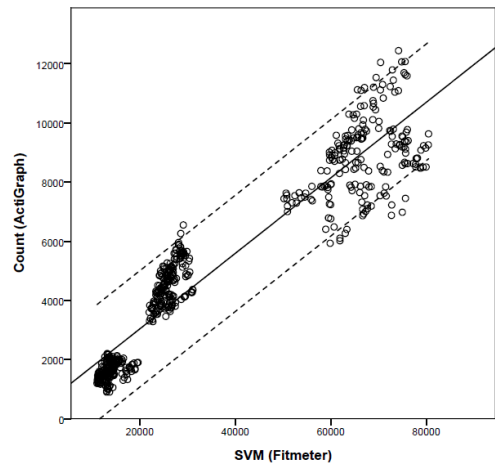


그림 1. COUNT와 SVM 상관관계

표 3. 선형 회귀분석 결과

Correlation Coefficient(R)	Coefficient of Determination(R2)	P-Value
0.947	0.897	< 0.000

[그림 1]은 COUNT와 SVM 간의 선형회귀분석을 실행한 두 변수 간의 관계를 나타내고 있다. 실선은 전체 적합 선을 나타내며 점선은 유의확률 0.05 이내의 값을 표현한다. 통계 결과[표 3]과 같이 상관계수(R) 0.947, 결정계수(R2) 0.897, 회귀모형 유의성 값은 0.000으로 유의하다는 결과를 얻었다. 또한, [표 4]의 회귀분석 계수는 COUNT와 SVM 두 변수 간의 t=71.999, 유의수준(P) 0.000으로 회귀계수(β) 0.128의 값은 통계적 유의성을 확인할 수 있었다.

표 4. 선형회귀분석 계수

모형		상수	SVM (Fitmeter)
비표준 회계수	B	490.644	0.128
	표준오차	75.039	0.002
표준화 계수	베타		0.947
t		6.539	71.999
유의확률		0.000	0.000

선형회귀직선 식은 $Count = \alpha + \beta \cdot SVM$ 으로 표현되는데, [표 4]에서 직선의 절편 α 에 해당하는 값은 상수로 표시된 490.644이며 직선의 기울기 β 에 해당하는 값은 비 표준화계수 B인 0.128이다. 따라서 COUNT와 SVM간의 선형회귀분석의 계수를 이용하여 두 변수 간의 관계는 식 7과 같은 결과를 얻을 수 있다.

$$Count = 0.128 \times SVM + 490.644 \quad (7)$$

2. SVM을 이용한 신체활동 에너지 측정

COUNT와 SVM 간의 상관관계 결과 식 (7)을 Freedson, Hendelman, Leenders, Yngve 알고리즘에 적용하여 신체활동의 목적에 따라 정리하면 다음과 같은 알고리즘을 구할 수 있다.

2.1 운동에 따른 신체활동 에너지 측정

운동의 목적을 가지고 활동하는 걷기, 러닝 신체활동의 에너지 측정은 Freedson의 알고리즘 식 (2), (3) 수식에 COUNT와 SVM의 상관관계 결과 식 (7)을 대입하여 적용하면 SVM를 적용한 식 (8)의 METs와 식 (9) Kcals 계산 알고리즘을 구현할 수 있다.

$$METs = 1.82906998 + (1.0176 \times 10^{-4} \times SVM \text{ min}^{-1}) \quad (8)$$

$$Kcals = (1.2032 \times 10^{-4} \times SVM \text{ min}^{-1}) + (0.1346 \times mass \text{ kg}) - 6.91297464 \quad (9)$$

피험자 10명이 3, 5, 8km/hr 구간에서 각각 5분씩 총 15분을 수행 후 COUNT 방식의 식 (2), (3)과 SVM 방식의 식 (8), (9)에 적용하여 계산한 결과를 비교하면 [표 5]과 같은 결과를 얻을 수 있었다. [표 5]의 결과는 분당 METs와 Kcals를 비교하여 나타낸 것이다.

표 5. COUNT와 SVM의 운동에 따른 신체활동 에너지 비교

구분	COUNT	SVM
MET	5.40(±2.44), 식(2)	5.45(2.31), 식(8)
Kcal	5.38(±3.30), 식(3)	5.44(3.12), 식(9)

2.2 일상 활동에 따른 신체활동 에너지 측정

일상생활에의 천천히 걷기, 빨리 걷기와 가벼운 러닝의 활동에서는 Heldelman의 식 (4), Leenders의 식 (5) 그리고 Yngve의 식 (6)을 이용하여 COUNT와 SVM의 상관관계 결과 식 (7)을 대입하여 적용하면 SVM를 적용할 수 있는 식 (10), (11), (12)의 METs 계산 알고리즘을 구현할 수 있다.

$$METs = 1.915 + (8.17 \times 10^{-5} \times SVM \text{ min}^{-1}) \quad (10)$$

$$METs = 2.5343864 + (7.68 \times 10^{-5} \times SVM \text{ min}^{-1}) \quad (11)$$

$$METs = 1.540732236 + (1.055872 \times 10^{-4} \times SVM \text{ min}^{-1}) \quad (12)$$

피험자 10명이 3, 5km/hr 구간에서 각각 5분씩 총 10분을 수행 후 COUNT 방식의 식 (4), (5), (6)과 SVM 방식의 식 (10), (11), (12)에 적용하여 계산한 결과를 비교하면 [표 6]과 같은 결과를 얻을 수 있었다. [표 6]의 결과는 분당 MET을 비교하여 나타낸 것이다.

표 6. COUNT와 SVM의 일상 신체활동 에너지 비교

구분	COUNT	SVM
Freedson	5.40(±2.44)	5.45(±2.31)
Hendelman	3.57(±0.96)	3.56(±0.52)
Leenders	4.09(±0.90)	4.08(±0.49)
Yngve	3.68(±1.24)	3.67(±0.68)

IV. 결과 검토 및 토의

Count와 SVM 간의 상관관계 식 7을 이용하여 Count 방식으로 구현된 알고리즘에 적용하여 식 8 ~ 12을 구현할 수 있었다. Count 방식으로 구현된 알고리즘 2 ~ 6의 수식은 이미 타당도가 검증되어 신체활동 에너지 예측 알고리즘에 적용되어 사용되고 있다.

본 연구에서 구현된 SVM 방식의 식 8 ~ 12의 타당도를 검증하기 위하여 신체활동 수행 후 Count와 SVM 방식의 알고리즘을 적용하여 신체활동 에너지 소비량 예측 값을 비교하여 [표 6]과 같은 결과를 얻을 수 있었다. 각각의 구현된 Count와 SVM 방식의 알고리즘을 이용하여 계산한 결과 값은 거의 같다는 것을 확인할 수 있었다. 따라서 기존의 Count 방식으로 구현된 알고리즘에 SVM 방식을 적용한 알고리즘의 타당도를 검증할 수 있었다.

V. 결론

가속도 동작감지기를 이용하여 신체활동에 에너지 소비량 예측 알고리즘 구현은 가스호흡분석기와 가속도 동작감지기를 동시에 착용하고 정해진 실험 프로토콜에 따라 실험을 진행한다. 가스호흡분석기와 가속도 동작감지기의 결과 값 간의 상관관계를 분석하여 에너

지 소모량을 예측 알고리즘을 구현한다. 이러한 연구는 많은 시간과 비용이 소모되는 연구 분야이다. 하지만 본 연구에서는 기존에 COUNT 방식으로 구현된 알고리즘에 x, y, z 각 축의 값을 대표하는 SVM 값을 적용하여 신체활동 에너지 소비량 측정 알고리즘을 실용적으로 적용하고자 하였다. SVM 방식을 COUNT 방식에 적용하기 위하여 COUNT 값으로 표현되는 대표적인 가속도 동작 감지기인 액티그래프와 SVM 값으로 표현되는 피트미터를 이용하여 실험하였다.

COUNT 방식과 SVM 방식 간 상관관계 식을 구하여 타당성이 입증된 COUNT 방식의 운동과 일상 활동에서의 신체활동 에너지 소비량 예측 알고리즘에 SVM 방식을 적용하여 알고리즘을 구현할 수 있었다. 또한, 신체활동의 중요한 지표 중 하나인 MET을 계산할 수 있어 신체활동에 따른 저장도(MET<3), 중강도(3<MET<6), 고강도(MET>6)에 대한 SVM의 기준값을 제시할 수 있게 되어 차후 신체활동 평가에서 중요하게 사용될 것으로 기대된다.

최근 스마트폰의 열풍으로 가속도 센서를 이용한 신체활동 측정 애플리케이션이 많이 나오고 있다. 스마트폰에 내장된 가속도 센서 결과 역시 x, y, z 축에 대한 SVM 방식으로 표현되기 때문에 기존의 공개된 COUNT 방식의 알고리즘을 바로 적용하여 사용할 수 없었다. 그러나 본 연구에서 x, y, z 축의 가속도 값을 이용하여 신체활동 에너지 소모량과 METs 계산 알고리즘을 구현함으로써 건강관리와 관련된 다양한 분야에서 실용적으로 응용되어 사용되어 질 것으로 기대된다.

참고 문헌

- [1] N. Y. Leenders, "Ability of different physical activity monitors to detect movement during treadmill walking," *Int. J. Sports Med.*, Vol.24, pp.43-50, 2003.
- [2] R. H. Fagard, "Physical activity, physical fitness and the incidence of hypertension," *J. Hypertens.*, Vol.23, pp.265-267, 2005.

[3] A. B. Marietta, "Knowledge, attitudes, and behaviors of college students regarding the 1990 Nutrition Labeling Education Act food labels," J. Am. Diet. Assoc., Vol.99, pp.445-449, 1999.

[4] P. S. Freedson, "Calibration of the Computer Science and Applications, Inc. accelerometer," Med. Sci. Sports Exerc., Vol.30, pp.777-781, 1998.

[5] A. M. Swartz, "Estimation of energy expenditure using CSA accelerometers at hip and wrist sites," Med. Sci. Sports Exerc., Vol.32, pp.S450-S456, 2000.

[6] S. E. Crouter, "Estimating energy expenditure using accelerometers," Eur. J. Appl. Physiol., Vol.98, pp.601-612, 2006.

[7] D. Jacobi, A. E. Perrin, N. Grosman, M. F. Dore, S. Normand, J. M. Oppert, and C. Simon, "Physical activity-related energy expenditure with the RT3 and TriTrac accelerometers in overweight adults," Obesity, Vol.15, pp.950-956, 2007.

[8] 유향미, 서재원, 차은종, 배현덕, "3축 가속도 센서를 이용한 보행 횟수 검출 알고리즘과 활동 모니터링", 한국콘텐츠학회논문지, 제8권, 제8호, pp.253-260, 2008.

[9] 김남진, 홍주현, 이태수, "보행 패턴 검출을 위한 동작센서 데이터 정규화 알고리즘", 한국콘텐츠학회논문지, 제5권, 제4호, pp.94-102, 2005.

[10] <http://www.theactigraph.com>

[11] <http://www.fitdotlife.com>

[12] A. C. o. S. Medicine, "ACSM's Guidelines for Exercise Testing and Prescription" Vol.7, pp.286-299, 2005.

[13] D. Hendelman, K. Miller, C. Baggett, E. Debold, and P. Freedson, "Validity of accelerometry for the assessment of moderate intensity physical activity in the field," Med. Sci. Sports Exerc.,

Vol.32, pp.S442-449, 2000.

[14] N. Y. Leenders and T. E. Nelson, "Ability of different physical activity monitors to detect movement during treadmill walking," International journal of sports medicine Vol.24, No.1, pp.43-50, 2003.

[15] A. Yngve and A. Nilsson, "Effect of monitor placement and of activity setting on the MTI accelerometer output," Medicine and science in sports and exercise, Vol.35, No.2, pp.320-326, 2003.

저 자 소 개

김 도 윤(Do-Yoon Kim)

정회원



- 2007년 2월 : 건국대학교 의학공학과(공학사)
- 2009년 2월 : 연세대학교 대학원 의학공학(이학석사)
- 2009년 3월 ~ 현재 : 연세대학교 생체공학협동과정 박사수료

<관심분야> : u-헬스케어, 신체활동 에너지측정,

전 소 혜(So-Hye Jeon)

정회원



- 2008년 2월 : 연세대학교 의용전자공학(공학사)
- 2009년 9월 ~ 현재 : 연세대학교 석/박사 통합과정

<관심분야> : u-헬스케어, 신체활동 에너지측정

강 승 용(Seung-Yong Kang)

준회원



- 2011년 2월 : 한국산업기술대학교 정보통신공학과 (공학사)
- 2011년 3월 ~ 현재 : 연세대학교 생체공학협동과정 석사과정

<관심분야> : u-헬스케어, 원격진료, PHR, 인지신경과학

김 남 현(Nam-Hyun Kim)

정회원



- 1977년 2월 : 연세대학교 공과대학 전기공학과(공학사)
- 1982년 2월 : 연세대학교 대학원 전기공학과(공학석사)
- 1987년 2월 : 연세대학교 대학원 전기공학과(공학박사)

- 2003년 ~ 현재 : 연세대학교 의과대학 교수
- 2008년 ~ 현재 : 연세의료원 의료정보실 실장

<관심분야> : 의료정보, PHR, 의사결정지원시스템