

3축 가속도 데이터를 이용한 일상 생활용 활동 에너지 소비량 추정을 위한 알고리즘 개발 연구

장용원, 송윤선, 김승환
한국전자통신연구원

요약

효과적인 칼로리 소비는 칼로리 균형의 측면에서 매우 중요하다. 활동으로 인해 소비되는 열량은 사람의 일일 총 소비 열량 중 15~30%를 차지하며 사람들은 오직 이 부분만을 조절할 수 있다. 트레드밀 위에서의 활동 강도가 증가 할수록 소비되는 칼로리의 증가 경향은 $y = 27.33e^{0.21x}$ 의 지수함수 형태의 곡선에 피팅됨을 확인할 수 있었다. 또한 인공지능망을 활용한 소모 열량 추정 알고리즘은 전체적 상관관계가 R=0.94로 좋은 결과를 보여주었다.

I. 서론

인간이 섭취하는 에너지와 소비하는 에너지의 불균형은 체중의 변화를 가져올 수 있다. 특히, 섭취 에너지가 소비 에너지보다 많을 경우 그 불균형으로 인한 잉여 에너지는 지방으로 축적되고 우리에게 비만을 초래하게 된다. 현대사회에서 사람들은 차량 등의 문명의 이기들로 인해 편리한 생활을 하게 되고, 스마트폰 및 게임등에 익숙해지면서 활동성이 떨어지며 패스트푸드 등의 고칼로리 음식을 즐겨먹으면서 덜 움직이고 더 많은 열량을 섭취하게 되었다. 지난 20년간 과체중과 비만 인구가 급속하게 늘어나서 비만이 심한 유행병처럼 번지고 있다는 사실은 더 이상 놀라운 일이 아니다.

비만은 체지방이 과다하게 많은 상태를 일컫는데, 칼로리를 더 많이 섭취하고 덜 소비하는 칼로리 불균형이 체지방의 증가를 야기시킨다. 따라서 비만을 관리하거나 예방하기 위해서는 획득하는 열량과 소비하는 열량의 균형이 필수적이다. 우리는 음식물의 섭취로 필요한 열량을 확보하며, 우리 몸에서는 대사 과정을 통한 이화작용으로 섭취한 음식물을 에너지로 변환하여 사용하고 있다.

일반적으로 필요한 에너지의 총대사량 (Total Metabolic Rate, TMR)은 생명활동을 유지하는데 필요한 기본적인 에너

지 대사인 기초대사량 (Basal Metabolic Rate, BMR) 또는 휴식대사량 (Resting Metabolic Rate, RMR)과 신체활동에 필요한 에너지 대사에 해당하는 활동 대사량 (Thermic Effect of Exercise, TEE), 그리고 식품의 섭취 및 소화, 대사에 필요한 에너지로 사용하는 식품이용을 위한 에너지 소모량 (Thermic Effect of Food, TEF), 그리고 외부 온도 및 스트레스에 대응하는데 필요한 적응대사량 (Adaptive Thermogenesis, AT)으로 구성된다[1][2]. <표 1>은 총 대사량의 구성요소와 그 비중을 설명하고 있다.

표 1. 필요 대사량의 구성

구성 요소	비중
TMR (Total Metabolic Rate): 총대사량	
BMR (Basal Metabolic Rate): 기초대사량 RMR (Resting Metabolic Rate): 휴식대사량	60~70%
TEE (Thermic Effect of Exercise): 활동대사량	15~30%
TEF (Thermic Effect of Food): 식품이용을 위한 에너지 소모량	10%
AT (Adaptive Thermogenesis): 적응대사량	(7%)

일반적으로 기초대사량은 체중에서 지방을 제외한 제지방량 (Fat Free Mass, FFM)에 비례하며, 식품이용을 위한 에너지 소비량(TEF)은 사람이 자의적으로 조절할 수 없으며, 적응 대사량(AT)은 다른 부분에 비해 작은 비중을 차지하며, 일일 필요 열량의 계산에는 포함하지 않는 경우가 많다[3][4][5]. 따라서 총대사량(TMR)을 구성하는 요소 중에서 활동에 의한 소비열량(TEE)만이 사람이 인위적으로 조절할 수 있는 부분이라 할 수 있는데, 최대 30%까지 비중을 차지할 수 있다.

이러한 이유로 과체중이나 비만인 많은 사람들이 칼로리 균형을 맞추기 위해서 그리고 체중을 줄이기 위해서 활동 대사량을 증가시키려 운동을 하고 있다. 또한 운동을 통해 제지방량, 즉 근육량을 늘리면 기초 대사량도 같이 증가하며 우리 몸을 구성하는 성분도 질적으로 좋아지는 효과를 누릴 수 있

으므로 운동이야 말로 어떤 다이어트 약보다 좋은 비만의 해결 방법이라 할 수 있을 것이다.

이러한 분위기에 편승하여 운동과 비만에 관련된 시장의 규모는 점점 커지고 있다[6]. 운동을 계획하고 실천에 옮기는 것은 매우 중요한 일이라 할 수 있는데, 매일 매일의 일상 생활이 어떻게 구성되는지 기록하는 것 또한 매우 의미있다고 할 수 있다. 왜냐하면 현대인들의 일상 생활 중 1/4이 좌식 생활 환경 속에 있기 때문에 나머지 부분이 어떤 환경에 있는지, 또 그 나머지 시간은 얼마나 활동적인지 알아보는 것이 매우 중요하기 때문이다. 앉아있지 않은 대부분의 일상 생활은 걷거나 뛰는 형태의 움직임으로 생각해볼 수 있는데, 이에 착안하여 많은 제품들이 시장에 모습을 나타내고 있다. 예를 들어, UP (JAWBONE, 미국), Fitbit Flex (fitbit, 미국), Lifegram (LG, 한국) 등의 기기들이 대표적인데, 이들은 스마트폰과 연결될 수 있는 유용한 소프트웨어들, 소위 말하는 앱과 함께 활용할 수 있으며 그 디자인 또한 구매욕을 불러 일으키도록 수려하여 많은 사람들이 관심을 가지고 또 구매하고 있다. 이들 제품은 출시 초기에는 해외 구매를 통해서 국내에 반입되었으나 현재 매우 보편화 되어 인터넷 쇼핑몰이나 대형마트의 매장에서 손쉽게 구매할 수 있게 되었다. 그러나 이들은 대부분 손목에 착용하는 형태이므로 좌식 생활시 움직임의 과대평가가 이루어질 소지가 있다. 허리 착용형과 손목 착용형 칼로리 트래커(소모열량 측정기)를 비교한 논문에서는 일상생활 및 실험실 프로토콜 수행시 손목 착용형이 허리 착용형보다 더 많은 활동시간을 기록했다는 결과가 보고된 바 있다[7]. 그리고 신체 질량의 상당부분을 차지하는 몸통의 움직임을 대변하는 움직임이 활동으로 인한 열량 소모를 나타내는데 적합하다고 판단할 수 있다. 따라서 움직임과 관련된 측정을 정확하게 하기 위해서는 손목보다 허리에 비중을 두는 것이 바람직하다고 할 수 있다.

본 연구에서는 이러한 맥락에서 허리에 가속도 측정장치를 착용하고 일상 생활을 대변하는 움직임의 강도를 측정하는 실험을 설계하였다. 일상생활의 움직임의 강도를 시속 2~8Km/h의 트레드밀 위에서의 움직임으로 변환될 수 있다고 가정하여 가속도 수집 실험을 실험실에서 진행하였다. 20~60대 남녀가 본 실험에 참여하였고, 참여자들은 트레드밀 위에서 2~8km/h의 속도로 각 속도별 3분간 운동하고 이때 각각의 운동강도에 대한 가속도 신호와 소모한 에너지의 양을 측정하여 기록하였다. 에너지의 소비량을 더욱 정확하

게 추정하기 위하여 본 그룹에서는 기계학습을 활용하였으며 양호한 트레이닝 결과를 얻을 수 있었다. 더욱이 본 실험의 결과는 추가적인 실험으로 어린이와 청소년들에게도 확장될 수 있을 것이다.

II. 본론

1. 실험 대상

본 실험에서는 총 147명(남자 73명, 여자 74명)의 실험 참가자의 데이터를 수집할 수 있었다. 참가자의 연령대 범위는 20대에서 60대까지였으며, 각 연령대별 참가자 수는 <표 2>와 같다. 남자는 평균 39.5세, 표준편차 14.2, 여자는 평균 38.3세, 표준편차 13.2의 분포를 보였다. 실험 참가자들은 트레드밀 위에서 2~8km/h의 다양한 속도의 걷기와 뛰기로 구성된 실험 프로토콜을 수행하였는데, 가장 낮은 속도인 2km/h부터 시작하여 최고속도인 8km/h의 속도까지 1km 단위의 강도로 나누어 순차적으로 진행하였다. 각 속도의 운동은 3분씩 지속되었으며 각각의 속도에서는 각자 자신에게 편안한 운동형태인 걷기 또는 뛰기를 선택할 수 있도록 하였다. 또한 각 속도의 운동 사이에는 호흡을 가다듬을 수 있도록 휴식시간을 삽입하여 참여자의 운동 상태를 적절히 유지하였다.

표 2. 데이터 수집에 성공한 실험 참여자들의 성별, 연령별 분포표

연령대	남자 참가자수	여자 참가자수
20대	20	22
30대	19	20
40대	17	20
50대	9	9
60대	8	3
계	73	74

각 피험자는 상기 프로토콜 수행시 간접식 칼로리미터¹와 3축 가속도 측정 장치²를 동시에 착용하였다. 간접식 칼로리미터(K4b2, Cosmed, Italy)는 휴대형 호흡 가스 대사 분석 장비로 에너지 소비량을 정확하게 측정할 수 있어 본 실험에서 참조 장비로 활용하였다. 그리고 3축 가속도 측정 장치는 본 실험을 위

주) 간접식 칼로리미터 (Indirect Calorie Meter): 들이마시는 산소량과 내뿜는 이산화탄소량을 측정하여 대사량을 알아내는 장비로 여러 가지 칼로리 측정 방식의 장비 중 한가지

주) 3축 가속도 측정장치: 3축 가속도 센서를 이용하여 본 실험을 위해 만든 가속도 데이터 수집 장치

해서 고안된 장치로 3축의 아날로그 가속도 센서와 제어부, 메모리 칩 등으로 구성되어 있으며, 활동 시 발생하는 가속도 데이터를 수집하기 위하여 사용되었다. <그림 1>은 실험에 사용된 장비 및 장치와 실험 장면을 보여주고 있으며, <표 3>은 고안된 가속도 측정 시스템의 세부 사항을 나타낸다.

표 3. 본 실험에서 고안된 3축 가속도 측정 시스템의 세부 사항

구성부	상세 설명
외관	55 x 71 x 16 mm, 허리 착용 클립 케이스
중량	60.6g (AA 배터리 1개 포함)
제어부	MSP430F169 (TI, USA) - 저전력 소모형, 12bit ADC
가속도 센서	MMA7260QT(Freescale Semiconductor, USA) - ±1.5~6g, 3-axis, analog type
메모리	AT45DB642D (Atmel, USA)
통신	USB to Serial Bridge Chip (CP2102, Silicon Labs, USA) 활용
사용자 인터페이스	입력 스위치 4개, LED 4개, On/Off 스위치 등

2. 실험 및 분석 방법

실험을 통하여 두 장비의 활동 데이터가 동시에 수집되었다. 운동 프로토콜을 수행하는 동안에 참조장비인 휴대형 대사분석기에서는 심박수, 흡기 산소량과 호기 이산화소량, 소모 열량 등의 다양한 심폐 대사 데이터를 기록한다. 한편 3축 가속도 시스템은 활동중의 신체활동으로 인한 가속도 신호를 수집한다. 본 연구에서는 활동 중 소모열량을 측정하고 분석하기 위해서 참조장비의 칼로리 소모량 데이터와 3축 가속도 측정 시스템의 가속도 신호 데이터를 활용하였다.

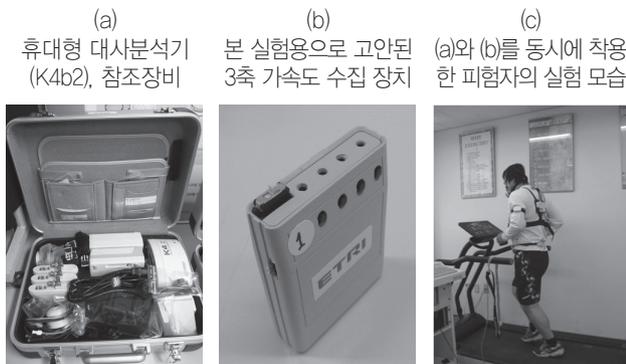


그림 1. 실험에 사용된 장치 및 장비와 피험자의 실험 모습

우리는 위와 같이 수집된 데이터를 활용하여 의미 있는 결과를 도출하기 위해 다음과 같은 두 가지 분석을 진행하였다. 먼저 트레드밀 위에서의 다양한 운동속도에 대한 활동 소모 열량의 경향을 분석하였는데, 각 속도에서의 활동 소모 열량을 비선형 회귀분석을 이용하여 그 경향성을 나타내었다. 다음으로, 두 장비의 데이터를 기계 학습 방법 중 하나인 인공신경망과 함께 활용하여 잘 훈련된 신경망 결과를 도출하였다.

3. 실험 및 분석 결과

아래 그림 2는 2~8km/h의 활동강도에 대한 활동별 소모 열량에 대한 결과를 도시하고 있다. 세로축의 단위는 1분동안의 단위체중당 소모열량(Cal/min/kg)을 나타내며, 가로축은 트레드밀위에서 운동하는 속도(km/h)를 나타낸다. 각 성별, 연령대별로 소모한 활동소모 열량은 활동 강도가 증가할수록 함께 증가하는 양상을 보인다. 그러나 60대 여성의 그룹에서는 상대적으로 적은 열량 소모를 보이는데 이 현상은 결론에서 다루도록 하겠다.

그림 3에서 보이는 바와 같이, 활동 소모 열량은 트레드밀 속도가 증가할수록 비선형적으로 증가하는 경향을 보인다. 본 실험의 분석에서는 $y = ae^{bx}$ 의 비선형 모델을 분석에 활용하였다. 모든 성별과 연령대의 참가자를 하나의 그룹으로 통합하여 해당 운동강도별로 경향성을 단순화하여 분석한 결과가 <그림 3>에 나타나 있다. <그림 3>의 세로축은 단위시간

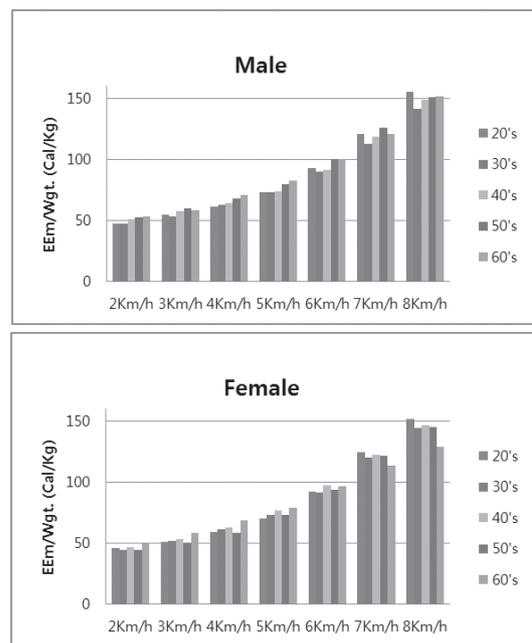


그림 2. 각 성별과 연령 그룹에서의 운동강도별 칼로리 소비량 그래프
※그래프의 막대는 해당 운동강도에서의 단위 시간당, 단위 몸무게당 소모한 에너지(EEm/Wgt.(Cal/min/kg))를 나타낸다.

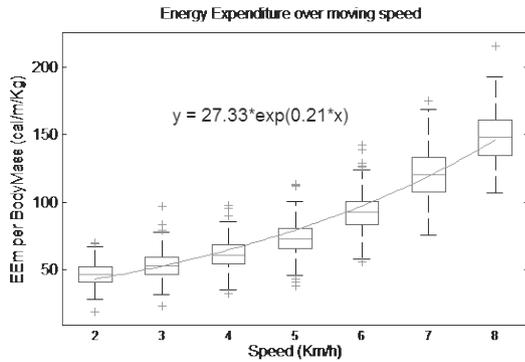


그림 3. 비선형 커브 피팅 결과. 단위시간당 단위체중당 소모열량은 운동강도 Speed, km/h의 함수로 나타낸다

당, 단위 체중당 소모열량(Cal/min/kg)이며, 가로축은 트레드밀 위에서의 운동 강도를 나타내고 있다. 활동 강도에 대하여 나타난 데이터의 분포를 단일 결정 곡선으로 피팅해보면 $y = 27.33e^{0.21x}$ 으로 결정될 수 있다. 본 식의 검증은 오차가 최소가 되는 방법으로 실시하였다.

위 결과의 회귀 방정식으로 사람들은 쉽게 활동 소모 열량을 계산해볼 수 있을 것이다. 이때 사용자는 활동 속도를 알면 이에 상응하는 단위시간당 단위체중당 칼로리 소모량을 알 수 있으며, 이에 체중과 운동시간(분)을 곱하면 활동으로 인한 소모 열량을 알 수 있게 될 것이다.

그러나 이러한 방법으로는 움직임의 패턴과 개인적인 차이는 고려할 수 없다는 단점이 있다. 이에 더욱 정확한 결과를 고려하기 위해서 기계학습(machine learning)을 이용한 방법의 도입이 필요하다. 기계학습을 이용한 방법 중 많은 방법들이 후보가 될 수 있는데, 본 실험에서는 참조장비(간접식 칼로리미터, K4b²)를 활용하여 칼로리 소모량의 정답을 알고 있으므로 지도학습(supervised learning) 방법 중 여러 가지 특징을 활용하여 정확도 높은 추정이 가능한 인공신경망을 선택하였다. <그림 4>는 본 연구에서 활용한 인공신경망을 개념적으로 도시한 그림인데, 입력층, 은닉층, 출력층과 각 층의 노드 수를 나타내고 있다. 총 27개의 입력층 노드와 10개의 은닉층 노드, 그리고 하나의 출력층 노드를 가지

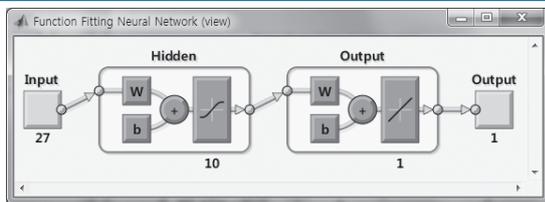


그림 4. 본 연구에 활용된 인공신경망의 개념도. 입력층, 은닉층, 출력층이 보이며, 각 층의 전달 함수도 나타나 보인다.

표 4. 인공 신경망의 입력과 출력

층	상세 내용 (특징)	비고
입력	성별, 나이, 신장, 체중, 체지방, 기초대사량 (Sex, Age, Height, Weight, Body Fat, BMR)	피험자 정보
	Range, std, mean, 1st peak freq, 1st peak power, max peak freq, sum of power	수직축(vertical axis) 가속도 신호
	Range, std, mean, 1st peak freq, 1st peak power, max peak freq, sum of power	횡단축(transverse axis) 가속도 신호
	Range, std, mean, 1st peak freq, 1st peak power, max peak freq, sum of power	시상축(sagittal axis) 가속도 신호
출력	분당 에너지 소모량 (Energy Expenditure / min)	Target

는 인공신경망 회로는 <표 4>에 상세 내용이 기술되어 있다. 각 층은 전달함수라고 하는 부분을 더 포함하고 있는데 입력층의 전달함수는 탄젠트 시그모이드 함수 (tangent sigmoid function)를, 출력층에는 순수 선형 함수(pure linear function)를 각각 적용하였다.

위 표에서 볼 수 있듯이 적용된 인공신경망은 피험자 정보와 3개 축의 가속도 데이터로부터 추출된 특징값들로 이루어진 총 27개의 입력층 값이 은닉층의 입력으로 들어가면 10개의 은닉층 노드에서의 상호 연산과 전달함수를 통해 은닉층 출력값

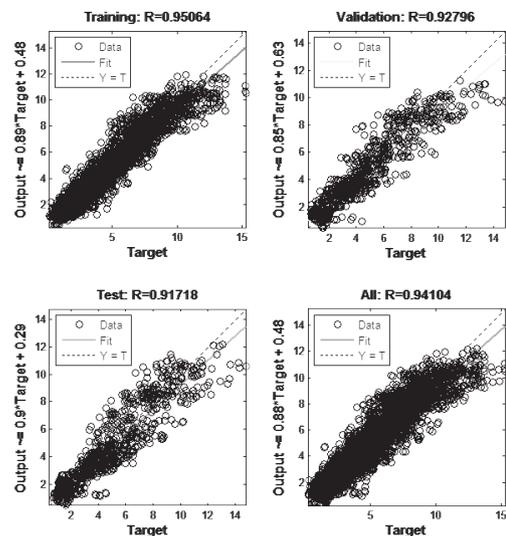


그림 5. 인공신경망을 이용한 트레이닝의 결과. 각 그래프는 training, validation, test, 그리고 모든 데이터의 전반적 결과를 나타낸다.

이 계산되고, 10개의 은닉층 출력값이 출력층의 전달함수에 의해서 하나의 출력값으로 결정되는 구조이다.

각 활동 실험 데이터는 각 속도에서 3분씩의 데이터를 무빙 윈도우(moving window) 방식으로 여러 개의 패턴으로 나누어 분석에 사용하였는데, 중복하는 방법에 따라서 원래 데이터의 길이보다 4~5배 정도 길어질 수도 있다. 본 분석에서는 3분 데이터를 4구간으로 분류하였으며 이를 training set, validation set, test set 으로 배분하였다. 각 set의 비중은 각각 70:15:15이며, 학습 방법은 Levenberg-Marquardt, 성능 검증은 mean squared error (mse)를 활용하였다. 이렇게 인공신경망을 활용하여 도출한 세 그룹의 결과를 <그림 5>에서 볼 수 있는데, 각 그룹의 상관 계수(correlation coefficient)는 각각 0.9506, 0.9280, 그리고 0.9172이며, 전체적으로 볼 때는 0.9410에 달한다. 또한 성능 평가 기준으로 활용한 mse는 각각 0.5867, 1.2826, 그리고 1.3707로 나타났다.

Ⅲ. 결론

칼로리 섭취와 소비의 불균형은 비만을 초래할 수 있다. 비만을 예방하거나 관리할 수 있는 가장 좋은 방법은 칼로리의 균형을 맞추는 것인데, 그 중 신체 활동 증가로 인한 활동소모열량을 증가시키는 것이 가장 효과적이다. 시간을 내어 운동을 하는 것뿐만 아니라 일상 생활 중 걷기 등을 통한 열량 소모도 매우 좋은 방법이며, 이를 위해서 일상 생활에 상응하는 운동강도에 대한 활동 소모 열량 추정을 위한 실험을 실시하였다.

일반적으로 걷는 속도가 증가함에 따라 칼로리 소비량은 선형적으로 증가하는 것으로 보고되어 있다. 하지만, 일상에서의 사람들은 대략 시속 6.5km/h 이상이 되면 걷기보다 가벼운 조깅이나 뛰는 것을 선호하는데, 이는 이동속도와 산소 소비량의 관계에서 사람이 더 효율적인 방법을 찾아가기 때문이다[8]. 이러한 이유에서 본 실험에서도 2~8km/h의 속도에서 각 속도별로 운동시 개인의 선호에 의해 걷기와 뛰기를 선택하게 하였고 자연스럽게 6km/h 정도에서 피험자들은 걷기에서 뛰기로 전환하는 것을 볼 수 있었다. 걷기에서 뛰기로 전환됨으로 인해 <그림 3>과 같이 6km/h의 속도에서 기울기가 증가하는 모습을 볼 수 있다. 또한 전체적인 구간 2~8km/h를 일상생활의 강도 분포로 본다면, 일상 생활시의 강도대비 소모열량의 분포는 $y = ae^{bx}$ 형태의 지수함수 그래프에 가까워짐을 알 수 있다.

<그림 2>에서 60대 여성 그룹은 다른 성별, 연령대별 그룹

에 비해 상대적으로 적은 칼로리 소모를 기록한 것으로 나타난다. 이러한 현상의 가장 큰 이유는 피험자 데이터의 수가 적기 때문이라고 할 수 있다. 60대 여성 피험자 그룹의 경우, 많은 인원이 실험에 참여하였지만 조깅 이상의 강도에 해당하는 운동을 3분간 지속하는 프로토콜을 수행하는데 어려움을 겪는 경우가 많았다. 특히 실험에 참여한 대상자들은 평소 운동을 하는 분들이 많았음에도 불구하고, 고강도의 운동을 진행하는데 있어서 실험 참가자가 매우 힘들어 하는 경우 더 이상 실험을 진행하기 어렵기 때문에, 2~8km/h의 전체 강도를 모두 수행한 경우는 단 세 건에 그쳤다. 따라서 단 세 명의 데이터로는 60대 여성 그룹의 대표성을 말하기에 어려움이 따를 것이다.

본 연구에서의 알고리즘은 일상 생활에서 걷기와 뛰기에 해당하는 운동 강도만 다루었는데, 더욱 향상된 알고리즘으로 접근한다면 좌식 생활습관 등의 다른 형태의 활동에 대해서 확장가능성이 충분할 것으로 생각된다. 또한 10대 그룹의 경우, 활동과 성장이 가장 활발한 연령대이므로 이들의 중요성을 언급하지 않을 수 없다. 하지만, 이들은 성장기에 있어 식욕과 열량 소비가 왕성하고 정서적으로도 매우 예민한 시기에 있기 때문에 활동에 의한 칼로리 소비량만 측정한다고 비만으로 가는 경로를 차단할 수 없다. 따라서 이들에게는 다각적이고도 종합적인 비만에 대한 접근과 관리 방법이 별도로 연구될 필요성이 있다고 생각된다.

Acknowledgement

이 논문은 2013년도 미래창조과학부의 재원으로 한국연구재단 사회문제해결형기술개발사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (과제번호 : NRF-2013M3C8A2A02078519).

이 논문의 분석 데이터는 한국전자통신연구원의 내부과제 (Activity Monitor 개발)에서 수집된 것임.

참고 문헌

- [1] Prentice AM1, Black AE, Coward WA, Cole TJ., "Energy expenditure in overweight and obese adults in affluent societies: an analysis of 319 doubly-labelled water measurements," Eur J Clin Nutr, 50(2):93-7, 1996 Feb.

- [2] 이명숙 외, 비만과 스포츠 영양, 성신여자대학교출판부, 2003
- [3] Eric Ravussin and Clifton Bogardus, "Relationship of genetics, age, and physical fitness to daily energy expenditure and fuel utilization," Am J Clin Nutr, 49:968-75, 1989
- [4] McArdle, William D., Frank I. Katch, and Victor L. Katch. Essentials of Exercise Physiology 3rd ed., 2006, Lippincott Williams & Wilkins.
- [5] B Klausen, S Toubro, and A Astrup, "Age and sex effects on energy expenditure," Am J Clin Nutr 65:895-907, 1997
- [6] Canadian Obesity Network, Queen's University, Forbes
- [7] Thomas F. M., David A. R., Matthew T. M. "Children's Physical Activity Assessed with Wrist- and Hip-Worn Accelerometers." ACSM 2013 Annual Meeting
(<http://www.actigraphcorp.com/research-database/comparison-of-actigraph-hip-worn-and-wrist-worn-activity-monitors-for-assessment-of-physical-activity/>)
- [8] William D. M., Frank I. K., Victor L. K. "Essentials of Exercise Physiology," 3rd Edition, Lippincott Williams & Wilkins

약 력



장 용 원

2004년 경북대학교 공학사 (전자전기공학)
 2006년 서울대학교 공학석사 (의용생체)
 2006년~2006년 (주)SIEMENS 초음파연구소
 2006년~현재 한국전자통신연구원, 現 선임연구원
 관심분야: 웨어러블 헬스케어, 생체신호처리,
 기계학습, 신체활동량



송 윤 선

1990년 한국과학기술대학교 공학사 (컴퓨터공학)
 1992년 한국과학기술원 공학석사 (전산)
 2011년 한국과학기술원 공학박사 수료
 (바이오시스템공학)
 1992년~현재 한국전자통신연구원, 現 책임연구원
 관심분야: 생체신호처리, 기계학습(신경회로망),
 의료영상처리 등



김 승 환

1988년 서울대학교 이학사 (물리학)
 1990년 서울대학교 이학석사 (물리학)
 1995년 서울대학교 이학박사 (물리학)
 1995년~현재 한국전자통신연구원,
 現 책임연구원 / 부장
 관심분야: 생체신호 모니터링, 웨어러블 헬스케어,
 컴퓨터 도움 진단, 나노바이오 기술 등