

스마트 인솔 Gym 서비스를 위한 자세 인식 시스템¹⁾

이준현¹ 조현욱² 심민선³ 김웅섭⁴

동국대학교 정보통신공학과

email: wkickw@naver.com¹, lastindus@naver.com², 92melisa@naver.com³,
woongsup@dongguk.edu⁴

Physical Motion Detection Algorithms for Smart Insole Gym Service

Junhyun Lee, Hyunwook Cho, Minsun Sim, Woongsup Kim
School of Information Communication Engineering, Dongguk University

요 약

근래에 들어, 웨어러블 기기의 발전으로 사람의 움직임에 대한 측정이 손쉬워 지면서, 워킹, 러닝, 사이클링 등의 인간의 신체 활동 상태를 감지하여 더 효율적인 운동을 할 수 있도록 정보를 획득, 제공하려는 연구가 계속되고 있다. 본 연구에서는 웨어러블 기기중 하나인 스마트 인솔을 통해서 수집되는 가속도 정보와 압력 정보를 사용하여 운동시에 사람의 운동 자세를 감지하고 측정하는 시스템을 구현하였다. 사람이 헬스센터에서 수행하는 각각의 자세는 운동의 특성에 따라 시계열 신호의 표현 패턴이 다르게 나타나며 이 패턴을 통한 정확한 자세의 감지를 위해서 본 연구에서는 다양한 신호처리 알고리즘을 사용하였으며 이 경우 더 정확한 자세를 측정할 수 있음을 알 수 있었다. 따라서 본 연구에서는 정확한 자세의 감지를 위해 운동의 특징에 따라 알고리즘을 선택하여 시계열 정보를 처리 분석 하는 시스템을 제안하였으며 이를 통해 보다 정확하게 사람의 신체활동을 분석할 수 있었다.

1. 서론

근래에 들어, 웨어러블 기기의 발전으로 사람의 움직임에 대한 측정이 손쉬워 지면서 워킹, 러닝, 사이클링 등 인간의 신체 활동 중에 각종 상태를 감지하여 더 효율적인 운동 또는 신체활동을 위한 정보를 획득, 제공하는 연구가 계속되고 있다 [1]. 이런 헬스 트렌드에 발맞춰 개선되고 스마트한 헬스 서비스의 필요성이 대두되었다. 스마트인솔은 이런 필요성에 대응하여 현대인들의 건강 관리를 위해 개발 되었다. 스마트 인솔은 신발 밑바닥에 착용하는 도구로서 인솔에 기기를 삽입하여 사용자의 움직임을 기록 전달할 수 있도록 하는 기기이다 [2]. 스마트 인솔을 사용함으로써 시간적, 공간적 제약이 있는 기존의 헬스클럽과 같은 오프라인 건강관리 서비스의 한계를 극복할 수 있으며, 사용자의 움직임을 실시간으로 측정 저장할 수 있으므로 조직적인 헬스 관리를 할 수 있다는 장점이 있다.

스마트 인솔을 사용한 움직임 측정은 사용자가 간편하게 기기를 사용할 수 있다는 장점이 있으나 스마트 인솔의 특성상 움직임을 감지하는 센서가 발바닥에 위치해 있으므로 움직임을 측정하는데 발바닥 압력과 움직임을 통한 간접적 움직임 신호를 사용해야 한다는 단점이 있다.

1) 본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기술진흥센터의 SW중심대학지원사업의 연구결과로 수행되었음. 과제번호 (2016-0-00017)

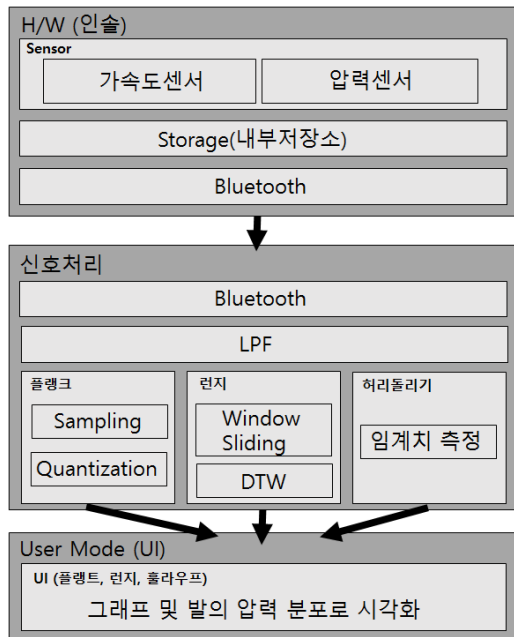
따라서 본 연구에서는 사용자 움직임의 정확한 분석을 위해서 움직임별로 최적화된 신호처리 기법을 사용하였으며 이러한 기법을 사용하여 운동시간과 운동의 움직임을 카운팅 측정하는 알고리즘을 고안하였다. 본 연구에서는 ‘플랭크’, ‘런지’, ‘허리돌리기’ 운동에 대해 실험을 진행하였으며 운동마다의 고유한 특성과 간접적인 신호를 사용해야 한다는 제약조건 때문에 운동별로 개별적인 신호처리 기법을 사용하게 되었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 전체적인 서비스의 흐름에 관해 설명하고, 3장에서는 운동별로 나타나게 되는 데이터의 그래프를 분석하여, 적합하게 적용될 수 있는 알고리즘에 관하여 설명한다. 4장에서는 앞서 언급된 알고리즘이 각 운동환경에서 최적으로 활용될 수 있는 알고리즘을 선택하고 마지막으로 5장에서는 결론을 맺는다.

2. 서비스 흐름도

본 연구에서 사용한 스마트 인솔에는 4개의 압력 센서와 1개의 가속도 센서를 내장되었다. 이러한 인솔을 사용자가 착용하고 운동을 함으로써 수집된 데이터는 블루투스를 통해 스마트폰으로 전송된다. 전송받은 데이터를 안드로이드에서 가공(LPF, 임계치 측정, DTW, Quantization) 및 분석을 한 후 다시 사용자에게 횟수 측정 및 자세교정의 피드백(Feedback)을 주는 형태로 서비스가 운영된다. 여기서 ‘플랭크’ 운동은 시간을 효과적으로 카운팅하기 위해 샘플

링(Sampling)과 양자화(Quantization)를 하였으며, ‘런지’ 운동은 반복되는 그래프의 파형을 분석하고 횟수를 세기 위해서 DTW(Dynamic Time Warping)를 사용하고, 마지막으로 ‘허리돌리기’ 운동은 횟수 카운팅을 위한 임계치를 측정하게 된다. 발의 압력 분포와 가속도 센서 값은 실시간으로 UI(User Interface)를 통해 출력하여 사용자에게 올바른 발의 압력 분포를 확인할 수 있게 한다. 수집되고 가공된 데이터는 사용자의 자세 교정 및 횟수 카운팅(Counting)과 시간 카운팅(Counting)에 쓰인다. (그림 1)은 인솔 시스템의 전체적인 구조를 보여준다.



(그림 1) 스마트 인솔 시스템 구조

3. 스마트 인솔을 통한 자세 인식 알고리즘

3.1 미가공 데이터의 잡음 제거를 위한 저역필터 (LPF) 사용

미가공 데이터에는 많은 잡음이 포함되어 있으므로 정확한 알고리즘을 적용시키기 위해서는 불필요한 잡음을 제거하는 것이 요구된다. 여기서 잡음 제거를 위해 푸리에 변환 (Fourier Transform)을 한 데이터를 적절한 헤르츠(Hz)값으로 저역필터(Low Pass Filter)를 통과시키고 다시 IFFT(Inverse Fourier Transform)를 사용하여 운동 데이터 분석에 적합한 값으로 추출한다. 이때 사용한 푸리에 변환식은 (1)과 같다.

$$f(\epsilon) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x)e^{-2\pi i \epsilon t} dt$$

(ϵ 는 주파수 모든 실수범위, t 는 시간)

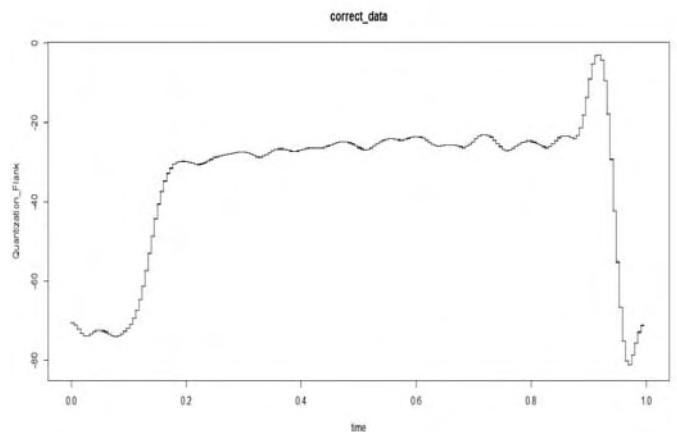
$$f(t) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\epsilon)e^{-2\pi i \epsilon t} d\epsilon \quad (1)$$

한편, 운동별로 제거되어야 하는 잡음 값이 다르므로 각 운동마다의 Hz는 여러차례 측정된 값에 따라 별도로 지정하였다.

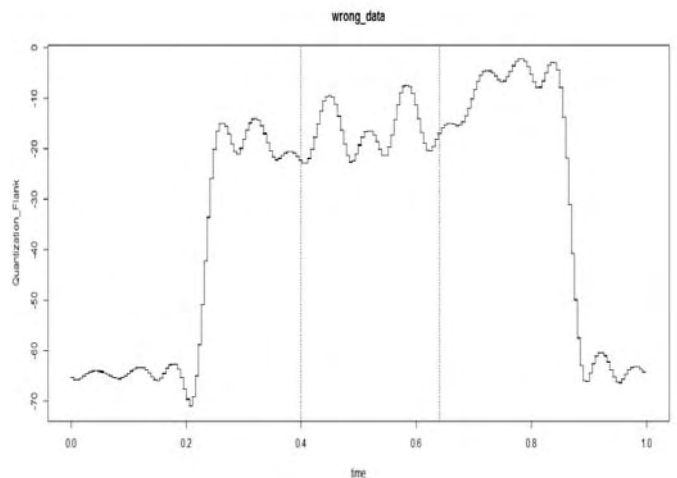
여기서 HPF(High Pass Filter)가 아닌 LPF(Low Pass Filter)를 사용한 이유는 얻고자하는 원래의 데이터는 저주파수 이고 여기에 더해진 잡음은 고주파수이기 때문에 저주파수만 통과시키는 필터인 LPF를 사용함으로써 잡음을 효과적으로 제거할 수 있어서 데이터 분석이 용이해지기 때문이다.

3.1 양자화를 사용한 플랭크 운동의 데이터 분석

‘플랭크’는 특정 동작이 움직임이 없이 유지함으로써 발의 가속도도 일정하게 유지되는 것이 특징이다. 스마트 인솔의 가속도 Y축 센서에서 추출된 데이터를 활용하게 된다. 이 데이터의 LPF 통과한 그래프를 사용하여 표본화와 양자화를 신호처리 기법으로 분석한다. (그림 2)에서 보는 바와 같이 양자화를 거친 데이터에서 값의 폭이 큰 경우가 시작점과 끝 지점을 나타내며, 지속적인 운동 중에는 그 값이 일정히 유지된다.



(그림 2) ‘플랭크’ 운동의 올바른 그래프



(그림 3) ‘플랭크’ 운동의 자세가 유지되지 않은 그래프

시작점과 끝 지점 사이의 구간에서 그림 3과 같이 일정히 유지되지 않는 형태를 확인할 수 있는데, 이는 운동 중에 올바르게 앉은 자세를 한 구간임을 알 수 있다. 따라서 전체 플랭크 운동 시간을 구하는 식은 (2)와 같다.

$$\begin{aligned}
 & \text{if } Abs(Q_t[n-i]Q_t[n]) > k_1 \\
 & \left\{ \begin{array}{l} \text{Start Time, for } (Q_t[n-i] > Q_t[n]) \\ \text{End Time, for } (Q_t[n-i] < Q_t[n]) \end{array} \right. \\
 & \text{else } k_0 < Q_t[n-i]Q_t[n] < k_1 \\
 & \text{wrong Time} += 1/Hz.
 \end{aligned} \tag{2}$$

수식 (2)를 통해 시작점과 끝점 사이의 시간을 카운팅(Counting)하고 그림 4과 같이 자세가 유지되지 않다고 판단이 된다면 그 구간의 인덱스를 부여해 그 시간만큼을 전체시간에서 빼게 된다.

수식 (2)를 통해 시작점과 끝점 사이의 시간을 카운팅(Counting)하고 그림 4과 같이 자세가 유지되지 않다고 판단이 된다면 그 구간의 인덱스를 부여해 그 시간만큼을 전체시간에서 빼게 된다.

3.2 동적 시간 워핑을 활용한 런지 운동의 데이터 분석

‘런지’는 운동을 반복할수록 뒷발의 가속도 값이 변화되는 운동이다. 따라서 위아래로 움직임을 보여주는 z축의 데이터를 활용한다. 이 데이터로 LPF 통과시켜 연속적인 주기를 가지는 그래프를 가지고 신호처리를 진행하였다. LPF를 통과한 그래프와 레퍼런스(Reference) 그래프의 유클리드 거리(Euclid Distance)를 비교하여 유사도를 측정하는 동적 시간 워핑(DTW: Dynamic Time Warping)을 사용하였다. 동적 시간 워핑(DTW: Dynamic Time Warping) 식은 다음 (3)과 (4)와 같이 정의할 수 있다.

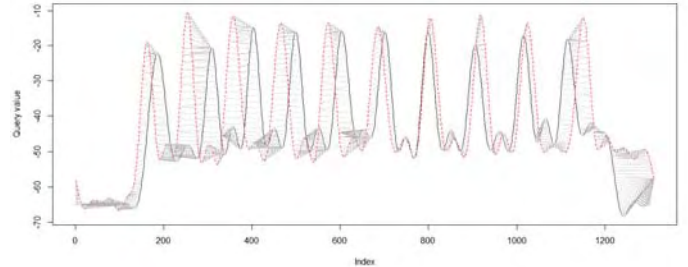
$$d(i, j) = \sqrt{(C(i) - T(j))^2} \tag{3}$$

$$D(i, j) = d(i, j) + \min \left\{ \begin{array}{l} D(i-1, j-1), \\ D(i-1, j), \\ D(i, j-1). \end{array} \right. \tag{4}$$

이때 DTW의 값(D(i,j))이 낮을수록 유사도가 높음으로 특정값범위 안에 속하면 유사한 그래프라고 판단되는 구간을 주기로 하여 횟수를 카운팅(Counting)을 한다.

(그림 4)는 런지 운동의 두 가지 데이터를 DTW 알고리즘을 활용하였을 때의 비교 그래프이다. 두 그래프를 잇는 선들이 모두 유클리드 거리를 의미한다. 레퍼런스

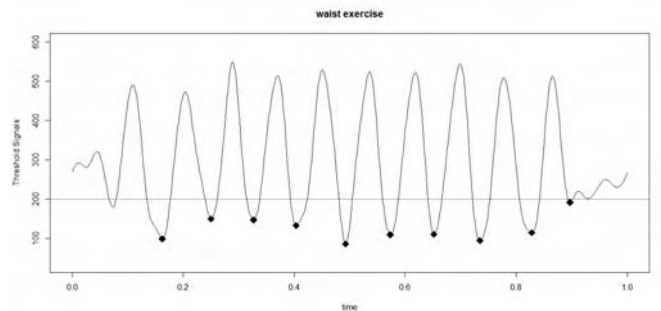
(Reference) 곡선을 Window Sliding 기법을 사용하여 연속적으로 움직여 사용자의 움직임 곡선과 비교하게 하면서 그 값의 일정한 유사도를 갖게 되면 사용자가 운동을 원 자세와 비슷하게 했다고 판단할 수 있다.



(그림 4) Reference 곡선과 사용자의 운동을 DTW를 사용하여 비교한 예

3.3 임계치 측정을 통한 허리돌리기 운동의 데이터 분석

‘허리돌리기’는 허리를 돌림에 따라 변하게 되는 발의 압력 값을 사용하여 운동의 자세를 측정한다. 이때 일정하게 운동한 미가공 데이터를 LPF 통과시키면 sin과 형태의 그래프를 얻을 수 있다. (그림 5)의 그래프에서 보이듯이 주기마다 기울기 값이 0이 되면서 임계치의 값보다 낮은 값에서 횟수 카운팅을 하는 것을 확인할 수 있다. 임계치 값은 다수의 운동 데이터를 통하여 기준을 잡았다. 그러나, 통계적인 방법에 의한 임계치 값 결정으로 발생하는 문제점을 추후 연구에서 보완할 필요성이 있다.



(그림 5) LPF 통과한 허리돌리기 운동 데이터 그래프

4. 데이터 분석을 통한 최적의 알고리즘 결정

아래의 표1은 각 운동마다 다양한 신호처리 기법을 사용하였을 때의 결과로, DTW 알고리즘, 양자화, 임계치 측정 알고리즘 중에서 제안된 방법에 의해 적용해본 결과 오차를 나타낸다.

	flank	lunge	waist	
DTW	0 ~ 100	0.03	0.0	0.00
	100 ~ 600	0.14	0.21	0.00
	600 ~ 1500	0.03	0.67	0.00
	1500 ~	0.81	0.12	0.99
Quantization	able	unable	unable	
Threshold Signal	unable	0.47	0.99	

<표1> 알고리즘별 운동 정확도를 나타낸 지표

이때, DTW 값에 대한 값은 낮을수록 유사도가 높다는 것을 의미한다. 따라서, 런지 운동에서 가장 적절한 DTW 분석이 가능하다는 것을 판단할 수 있다.

양자화 알고리즘은 횡수를 분석하는 운동이 아닌 오직 시간을 측정하는 플랭크 운동에서만 분석이 가능하다는 것을 알 수 있다.

마지막으로 허리돌리기 운동은 임계치 측정 분석 방법에서 뛰어난 정확도를 보이는 것을 확인할 수 있다.

이러한 정확도 분석을 통해 각각의 운동별로 측정해야 하는 지표가 다르고 분석할 수 있는 그래프의 형태도 다르기 때문에 적합한 알고리즘을 사용하여 운동 데이터를 분석하는 것이 올바른 방법임을 알 수 있다.

5. 향후 연구 및 결론

본 논문에서는 ‘플랭크’ ‘런지’ ‘허리돌리기’ 3가지 운동에 대해 스마트 인솔에서 감지한 시계열 신호를 분석하고 이를 토대로 각 운동에 맞는 최적의 알고리즘 신호처리 방법을 결정하는 것에 대하여 연구하였다. 본 연구를 통해 스마트인솔로 발의 움직임이 적은 허리운동까지 데이터를 추출할 수 있다는 것을 확인하였다. 특이점으로 허리운동과 같은 상체운동에서도 임계치 측정을 통해 정확도가 0.99의 높은 결과를 보임으로써 다른 상체운동에 대한 분석 역시 스마트인솔의 압력센서와 가속도 센서만으로 측정이 가능하다는 점을 기대할 수 있다.

향후 연구에서 더 다양한 상체운동에 대한 여러 알고리즘을 사용하여 무의미한 신호 데이터에서 유의미한 데이터를 추출 및 분석을 통해 효과적인 지표를 제시할 수 있다. 현재 제시한 알고리즘과 신호처리 기법은 완전히 무의미한 데이터에서 유의미한 데이터를 추출하는 것은 힘들다는 단점이 있다. 향후 이러한 단점을 보완하여 웨이브렛

변환, RMS와 같은 다양한 신호처리 기법을 적용하여 본 시스템을 개선할 계획이다. 또한, 횡수를 세는 것 뿐 만 아니라 자세교정에 관한 새로운 분석 방법이 제안된다면 사용자의 입장에서 개량된 형태의 분석법이 사용될 수 있을 것으로 생각된다. 마지막으로 현재는 임계치 측정에서의 임계치가 통계적인 분석에 의한 임의의 수가 적용되었으나, 향후 사용자의 경험을 적용한 최적의 임계 값을 적용 방법에 대한 분석이 요구된다.

참고문헌

[1] Nagaraj Eddge, Matthew Bries, Tracy Swibas, and Edward Sazonov. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, PP (99), pp 1, 2017

[2] Feng Lin, Aosen Wang, Yan Zhuang, Machiko R. Tomita, Wenyao Xu, Smart Insole: A Wearable Sensor Device for Unobstrusive Gait Monitoring in Daily Life, IEEE transactions on Industiral Informatics, 12 (6), pp 2281-2291, 2016

[3] Proakis, John G. (1992). Digital signal processing: principles, algorithms, and applications